

29509/H/07



ITS

Institut
Teknologi
Sepuluh Nopember



RTE

629.801 511 313

Rah

S-1

2006

TESIS

SIMULASI MODEL PREDICTIVE CONTROL (MPC) FUZZY PADA PENGATURAN KOMPOSISI PRODUK KOLOM DISTILASI BINER

DIANA RAHMAWATI
NRP. 2204 202 006

DOSEN PEMBIMBING
Ir. Rusdhianto Effendi, Ak., MT
Ir. Katjuk Astrowulan, MSEE

PROGRAM MAGISTER
BIDANG KEAHLIAN TEKNIK SISTEM PENGATURAN
JURUSAN TEKNIK ELEKTRO
FAKULTAS TEKNOLOGI INDUSTRI
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER
SURABAYA
2006

PERPUSTAKAAN ITS	
Tgl. Terima	28 - 2 - 2007
Terima Dari	H
No. Agenda Prp.	227869

SIMULASI *MODEL PREDICTIVE CONTROL* (MPC) FUZZY PADA PENGATURAN KOMPOSISI PRODUK KOLOM DISTILASI BINER

**Tesis ini disusun untuk memenuhi salah satu syarat guna memperoleh gelar
Magister Teknik (MT)**

**di
Institut Teknologi Sepuluh Nopember**

Oleh :

**DIANA RAHMAWATI
NRP. 2204 202 006**

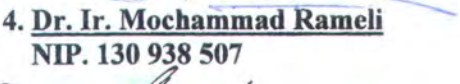
**Tanggal Ujian : 14 Agustus 2006
Periode Wisuda : Maret 2007**

Disetujui oleh Tim Penguji Tesis :


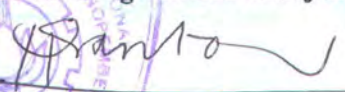

1. Ir. Rusdhianto Effendi, Ak., M.T. (Pembimbing I)
NIP. 131 453 676


2. Ir. Katjuk Astrowulan, MSEE. (Pembimbing II)
NIP. 130 687 438


3. Prof. Dr. M. Nuh, DEA. (Penguji)
NIP. 131 415 674


4. Dr. Ir. Mochammad Rameli (Penguji)
NIP. 130 938 507


5. Ir. Ali Fatoni, M.T. (Penguji)
NIP. 131 842 499


Direktur Program Pascasarjana,

Prof. Ir. Happy Ratna S., M.Sc., Ph.D.
NIP. 130 541 829

ABSTRAK



ABSTRAK

SIMULASI *MODEL PREDICTIVE CONTROL (MPC) FUZZY* PADA PENGATURAN KOMPOSISI PRODUK KOLOM DISTILASI BINER

Oleh : Diana Rahmawati
Dibimbing Oleh : 1. Ir. Rusdhianto Effendi AK, MT
2. Ir. Katjuk Astrowulan, MSEE

Kolom distilasi biner merupakan peralatan untuk memisahkan campuran biner yang dinamakan umpan (*feed*) menjadi dua komponen, yaitu komponen atau zat dengan kemurnian tinggi (produk atas), dan komponen atau zat dengan kemurnian rendah (produk bawah). Sistem kolom biner mempunyai dua input dan dua output. Secara alami, input yang satu berpengaruh kepada output yang lain (*cross-coupling*), sehingga menjadikan sistem ini kompleks. Kolom distilasi mempunyai nampan umpan, tempat campuran biner diumpankan. Kolom pembedahan (*rectifying*) dan pelucutan (*stripping*) diletakkan di bawah dan di atas nampan umpan. Bagian lain yang penting pada kolom distilasi adalah pendidih ulang (*reboiler*) yang mengubah campuran dalam kolom menjadi fase uap, selanjutnya kondenser mengubah uap menjadi distilat. Uap yang mengalir ke pendidih ulang dikendalikan sehingga aliran uap berada pada *set point*nya.

Respon kolom distilasi yang sangat lambat menuntut pengendali yang dapat memprediksi dan mengatasi perubahan yang terjadi dan akan terjadi. Pengendali yang digunakan adalah *Model Predictive Control (MPC) Fuzzy*. Sistem fuzzy digunakan untuk memperbaiki keluaran *open loop plant*. Pada kontrol prediktif ini digunakan metode ANFIS (*Adaptive Neuro Fuzzy Inference System*) untuk memprediksi keluaran yang akan datang dari keluaran sebelumnya. Pada prediksi ini dilakukan optimasi dengan metode gabungan *backpropagation* dan *least square* untuk meminimumkan *error* prediksi.

Pada pengujian kontrol prediktif diperoleh hasil keluaran sistem kontrol prediktif mampu mengikuti keluaran yang telah dijadikan sebagai referensi. Dengan *error steady state* maksimum 0.02, diperoleh *Sum Squared Error (SSE)* keluaran produk distilat 5.4077×10^{-6} , dan SSE keluaran produk bawah 9.6142×10^{-7} . SSE keluaran produk distilat dengan gangguan 3.2084×10^{-6} , dan SSE keluaran produk bawah dengan gangguan 1.3207×10^{-6} . Dari hasil perhitungan error ini, disimpulkan bahwa hasil sudah sesuai dengan yang diharapkan.

Kata Kunci : Linierisasi, *Model Predictive Control (MPC)*, sistem *multi input multi output (MIMO)*, ANFIS(*Adaptive Neuro Fuzzy Inference System*), model fuzzy Takagi – Sugeno, kolom distilasi biner.

ABSTRACT



THE SIMULATION OF MODEL PREDICTIVE CONTROL (MPC) FUZZY ON THE COORDINATION COMPOSITION OF BINARY DISTILLATION COLUMN PRODUCT

By : Diana Rahmawati
Counselors : 1. Ir. Rusdhianto Effendi AK, MT
2. Ir. Katjuk Astrowulan, MSEE

ABSTRACT

Binary distillation column is a tool to separate binary mix that namely as *feed* into two components, that is, component with high pureness (high product), and component with low one (low product). The system of binary column has two inputs and two outputs. Naturally, one input influences one output (*cross coupling*), so that the system become complex. The distillation column has tray feed, a place where binary mix is fed. Rectifying and stripping column is laid at the bottom and above the feed tray. The other important part on the distillation column is reboiler that changes the mix within column into vapor phase, then condenser change the vapor into distillate. The vapor that flows into reboiler is controlled so that the vapor flows exist on it set point.

The response of distillation column is very late so that it needs a controller that can predict and handles the existing and future changes. The used controller is Model Predictive Control Fuzzy. This fuzzy system is used to repair the output of open loop plant. This predictive control use ANFIS (Adaptive Neuro Fuzzy Inference System) method to predict the incoming output from previous output. On this prediction, it is perform an optimization by using combination method of back-propagation and least square to minimize the error of prediction.

On the testing of predictive control, it is seen that the output of predictive control system able to follow the output that have been become a reference. By error steady state maximum 0.02, it is obtained Sum Squared Error (SSE) of distillate product output 5.4077×10^{-6} , and SSE low product output 9.6142×10^{-7} . SSE distillate product output with disturbance 3.2084×10^{-6} , and SSE low product output with disturbance 1.3207×10^{-6} . From this calculation result of error, it can be concluded that the result is appropriate with the expected one.

Keywords: Linearization, Model Predictive Control (MPC), multi input multi output system (MIMO), ANFIS (Adaptive Neuro Fuzzy Inference System), Fuzzy model of Takagi-Sugeno, Binary distillation column.

KATA PENGANTAR



KATA PENGANTAR

Puji syukur penulis panjatkan kehadiran Allah SWT, atas berkah, rahmat, karunia dan kemudahan yang diberikan-Nya, sehingga tesis ini dapat diselesaikan. Tesis ini dibuat untuk memenuhi salah satu syarat dalam memperoleh gelar Magister Teknik di Program Pascasarjana Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya.

Tesis ini tidak akan berhasil diselesaikan dengan baik tanpa adanya bimbingan, bantuan, dukungan, dan doa yang telah diberikan oleh berbagai pihak. Maka dalam kesempatan ini, penulis ingin menyampaikan rasa terima kasih kepada :

1. Bapak Ir. Rusdhianto Effendi Ak, MT selaku dosen pembimbing dan koordinator bidang keahlian Teknik Sistem Pengaturan yang telah memberikan petunjuk dan bimbingan kepada penulis dalam menyelesaikan tesis ini.
2. Bapak Ir. Katjuk Astrowulan, MSEE selaku dosen pembimbing yang telah memberikan petunjuk dan bimbingan kepada penulis dalam menyelesaikan tesis ini.
3. Bapak dan ibu dosen bidang keahlian Teknik Sistem Pengaturan Jurusan Teknik Elektro Fakultas Teknologi Industri Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya atas bimbingan dan bantuannya.
4. Ibunda tercinta dan kakak-kakakku tersayang atas cinta, doa dan dukungannya, tanpa kalian penulis bukan siapa-siapa.
5. Pak Ulum dan pak Erwin atas semangat yang diberikan.
6. Sobatku Tri Nurwati ST, MT dan kakakku Ladikan Maulana Djafar, SH yang telah memberikan pikiran, dukungan, saran, sayang, semangat, motivasi dan bantuannya sehingga tesis ini dapat terselesaikan.

7. Rekan-rekan angkatan 2004 Teknik Sistem Pengaturan Pak Ardik, Pak Made, Pak Khairuddin, Pak Josef, Pak Singgih dan Pak Kholiq atas bantuannya.
8. Mbah Mo, Bu Ida dan Pak Sapari atas bantuannya.
9. Semua pihak yang tidak dapat disebutkan satu persatu yang telah memberikan bantuan hingga tesis ini dapat diselesaikan.

Penulis juga menyadari bahwa tesis ini jauh dari kesempurnaan, maka penulis mengharapkan kritik dan saran membangun dari semua pihak sebagai masukan yang bermanfaat bagi penulis. Akhir kata, penulis berharap tesis ini dapat bermanfaat bagi semua pihak.

Penulis



DAFTAR ISI



DAFTAR ISI

Lembar Pengesahan.....	i
Abstrak.....	ii
Abstract.....	iii
Kata Pengantar.....	iv
Daftar Isi.....	vi
Daftar Gambar.....	viii
Daftar Tabel.....	xii
Bab I Pendahuluan.....	1
1.1 Latar Belakang Masalah.....	1
1.2 Rumusan Masalah.....	3
1.3 Batasan Masalah.....	3
1.4 Tujuan Penelitian.....	4
1.5 Manfaat Penelitian.....	4
1.6 Kontribusi Penelitian.....	4
Bab II Tinjauan Pustaka.....	5
2.1 Kolom Distilasi.....	7
2.1.1 Prinsip Distilasi.....	9
2.1.2 Model Tak Linier Kolom Distilasi Biner.....	9
2.1.3 Model Terlinierisasi.....	11
2.2 Sistem Kontrol Logika Fuzzy.....	13
2.3 Kontrol Prediktif Fuzzy.....	18

2.4 Optimasi Kontrol Prediktif.....	20
2.5 Skema Pengontrolan dengan <i>Model Predictive Control Fuzzy</i>	21
 Bab III Metodologi Penelitian.....	 23
3.1 Studi Literatur.....	23
3.2 Identifikasi <i>Plant</i>	23
3.2.1 Spesifikasi <i>Plant</i>	24
3.2.2 Mengambil Data <i>Open Loop Plant</i>	24
3.2.3 Pemodelan <i>Plant</i>	24
3.3 Perancangan Sistem.....	25
3.3.1 Menyusun Algoritma.....	26
3.3.2 Simulasi dan Analisa.....	27
3.4 Pengambilan Kesimpulan.....	28
3.5 Diagram Alir Penelitian.....	28
3.5.1 Diagram Alir Kontrol Prediktif.....	28
3.5.2 Diagram Alir Sistem.....	29
 BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN.....	 30
4.1 Pengambilan Data <i>Open Loop</i> Kolom Distilasi Biner.....	30
4.1.1 Respon <i>Open Loop Plant</i> Kolom Distilasi Biner.....	30
4.1.2 Pembangkitan Sinyal Variabel Termanipulasi	31
4.2 Inisialisasi Nilai Parameter dengan Logika Fuzzy.....	34
4.2.1 Sistem Tanpa Gangguan.....	34

4.2.2 Sistem Dengan Gangguan.....	36
4.2.2.1 Gangguan dengan <i>Band Limited White Noise</i>	36
4.2.2.2 Gangguan dengan Unit Step.....	37
4.3 Kontrol Prediksi.....	38
4.3.1 Kontrol Prediksi Pada Sistem Tanpa Gangguan.....	38
4.3.2 Kontrol Prediksi Pada Sistem Dengan Gangguan.....	44
 BAB V KESIMPULAN DAN SARAN.....	 53
5.1 Kesimpulan.....	53
5.2 Saran.....	54
DAFTAR PUSTAKA.....	55
LAMPIRAN A.....	58
LAMPIRAN B.....	64

DAFTAR GAMBAR



DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1	Skema Kolom Distilasi Biner Struktur L-V.....	8
Gambar 2.2	Fungsi Keanggotaan Gaussian	14
Gambar 2.3	Fungsi Keanggotaan Segitiga	14
Gambar 2.4	Fungsi Keanggotaan Trapesium.....	15
Gambar 2.5	<i>Rule</i> Metode Sugeno.....	16
Gambar 2.6	Diagram Perhitungan <i>Rule</i>	20
Gambar 2.7	Skema <i>Model Predictive Control (MPC)</i> Fuzzy.....	21
Gambar 3.1	Skema <i>plant</i> Kolom Distilasi Biner dengan Simulink.....	25
Gambar 3.2	Kontrol Prediktif <i>model- based fuzzy</i> pada Kolom Distilasi dengan Konfigurasi LV.....	25
Gambar 3.3	Diagram Alir Kontrol Prediksi.....	28
Gambar 3.4	Diagram Alir Sistem Kontrol Prediktif Fuzzy.....	29
Gambar 4.1	Respon Unit Step <i>Open Loop Plant</i> Kolom Distilasi Biner.....	30
Gambar 4.2	Keluaran Produk Distilat (atas) dan Produk Bawah (bawah) dengan L berubah-ubah dan V tetap.....	31
Gambar 4.3	Keluaran Produk Distilat (atas) dan Produk Bawah (bawah) dengan L tetap dan V berubah-ubah.....	32
Gambar 4.4	Struktur Sistem Ketika Dalam Proses Pemilihan Nilai Awal Parameter Sistem Logika Fuzzy.....	34
Gambar 4.5	Respon Keluaran Sistem Hasil Inisialisasi Parameter dengan Logika Fuzzy.....	35

Gambar 4.6	Respon Step Pengaturan Komposisi Kolom Distilasi Biner dengan Gangguan bera <i>Band Limited White Noise</i>	36
Gambar 4.7	Respon step pengaturan komposisi kolom distilasi biner dengan Gangguan berupa <i>Unit Step</i> pada $t = 100$ menit.....	37
Gambar 4.8	<i>Training Data</i> untuk Keluaran Komposisi Produk Distilat.....	38
Gambar 4.9	<i>Training Data</i> untuk Keluaran Komposisi Produk Bawah.....	39
Gambar 4.10	<i>Training Error</i> untuk Keluaran Komposisi Produk Distilat.....	39
Gambar 4.11	<i>Training Error</i> untuk Keluaran Komposisi Produk Bawah	40
Gambar 4.12	Pengujian FIS untuk Keluaran Komposisi Produk Distilat.....	40
Gambar 4.13	Pengujian FIS untuk Keluaran Komposisi Produk Bawah.....	41
Gambar 4.14	Fungsi Keanggotaan Input untuk Komposisi Produk Distilat sebelum prediksi.....	42
Gambar 4.15	Fungsi Keanggotaan Input untuk Komposisi Produk Distilat setelah prediksi.....	42
Gambar 4.16	Fungsi Keanggotaan Input untuk Komposisi Produk Bawah sebelum prediksi.....	43
Gambar 4.17	Fungsi Keanggotaan Input untuk Komposisi Produk Distilat setelah prediksi.....	43
Gambar 4.18	<i>Training Data</i> untuk Keluaran Komposisi Produk Distilat dengan Gangguan berupa <i>Band Limited White Noise</i>	44
Gambar 4.19	<i>Training Data</i> untuk Keluaran Komposisi Produk Distilat dengan Gangguan berupa <i>Unit Step</i>	45



Gambar 4.20	<i>Training Data</i> untuk Keluaran Komposisi Produk Bawah dengan Gangguan berupa <i>Band Limited White Noise</i>	45
Gambar 4.21	<i>Training Data</i> untuk Keluaran Komposisi Produk Bawah dengan Gangguan <i>Unit Step</i>	46
Gambar 4.22	<i>Training Error</i> untuk Keluaran Komposisi Produk Distilat dengan Gangguan <i>Band Limited White Noise</i>	47
Gambar 4.23	<i>Training Error</i> untuk Keluaran Komposisi Produk Distilat dengan Gangguan <i>Unit Step</i>	47
Gambar 4.24	<i>Training Error</i> untuk Keluaran Komposisi Produk Bawah dengan Gangguan <i>Band Limited White Noise</i>	47
Gambar 4.25	Pengujian FIS untuk Keluaran Komposisi Produk Distilat dengan Gangguan <i>Band Limited White Noise</i>	48
Gambar 4.26	Pengujian FIS untuk Keluaran Komposisi Produk Distilat dengan Gangguan <i>Unit Step</i>	48
Gambar 4.27	Pengujian FIS untuk Keluaran Komposisi Produk Bawah dengan Gangguan <i>Band Limited White Noise</i>	49
Gambar 4.28	Pengujian FIS untuk Keluaran Komposisi Produk Bawah dengan Gangguan <i>Unit Step</i>	49
Gambar 4.29	Parameter Fungsi Keanggotaan Kontrol Prediktif Fuzzy Keluaran Produk Distilat dengan Gangguan <i>Band Limited White Noise</i> ...	50
Gambar 4.30	Parameter Fungsi Keanggotaan Kontrol Prediktif Fuzzy Keluaran Produk Distilat dengan Gangguan <i>Unit Step</i>	50

Gambar 4.31 Parameter Fungsi Keanggotaan Kontrol Prediktif Fuzzy Keluaran	
Produk Bawah dengan Gangguan <i>Band Limited White Noise</i>	51
Gambar 4.32 Parameter Fungsi Keanggotaan Kontrol Prediktif Fuzzy Keluaran	
Produk Bawah dengan Gangguan <i>Unit Step</i>	51



DAFTAR TABEL

DAFTAR TABEL

Tabel 3.1	Spesifikasi Kolom Distilasi Biner.....	24
-----------	--	----



BAB I

PENDAHULUAN



BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang Masalah

Distilasi merupakan proses kimia yang banyak digunakan dalam industri. Distilasi didefinisikan sebagai suatu proses pemisahan cairan atau uap menjadi komponen yang diinginkan dengan menggunakan prinsip perpindahan panas. Distilasi bertujuan untuk memperoleh komponen dengan kemurnian tinggi. Pada kolom distilasi biner dilakukan pemisahan campuran biner menjadi dua komponen, yaitu komponen atau zat dengan kemurnian tinggi, dan komponen atau zat dengan kemurnian rendah. Zat dengan kemurnian tinggi disebut sebagai produk atas (distilat), dan zat dengan kemurnian rendah disebut sebagai produk bawah atau *bottom product*. Campuran yang akan dimurnikan, yang dikenal sebagai umpan, dimasukkan ke dalam kolom distilasi pada lokasinya yang disebut sebagai nampan umpan. Kolom di atas nampan umpan disebut sebagai pembetulan (*rectifying*), dan kolom di bawah nampan umpan disebut sebagai pelucutan (*stripping*). *Reflux* merupakan distilat yang dikembalikan ke dalam kolom. Pada kolom distilasi ini juga terdapat pendidih ulang (*reboiler*) yang berfungsi untuk mengubah cairan yang berasal dari kolom menjadi uap, dan kondensor berfungsi mengubah uap yang berasal dari kolom menjadi produk distilat [5].

Meskipun terdapat banyak pendapat tentang arti distilasi, seringkali dilupakan dari sudut pandang pengusaha bahwa distilasi adalah teknik pemisahan yang proses pendinginan dan pemanasannya dilakukan bersama-sama, sehingga distilasi membutuhkan energi yang sangat besar. Hal ini mengakibatkan biaya operasional

yang juga besar. Cara terbaik untuk mengurangi biaya operasional untuk masing-masing unit, adalah dengan memperbaiki efisiensinya dan melakukan pengoperasian dengan menggunakan proses kontrol dan optimasi.

Untuk menyelesaikan permasalahan optimasi ini digunakan *Model Predictive Control* (MPC) *Fuzzy*. Prediksi dengan menggunakan logika fuzzy digunakan karena kemampuannya untuk beroperasi pada sistem dengan banyak variabel. Algoritma kontrol pada kontrol prediktif dengan model fuzzy ini menggunakan model respon step untuk memprediksi perilaku proses. Menggunakan informasi keluaran yang sebelumnya, aksi kontrol selanjutnya dapat diperkirakan dengan meminimisasi fungsi kuadratik obyek dengan *error* antara output prediksi dan sinyal referensi muncul bersama-sama dan berhubungan dengan amplitudo aksi kontrol. Hanya aksi kontrol yang pertama yang dioptimasi, dan optimasi ini dilakukan pada masing-masing waktu *sampling*. Untuk tujuan pengontrolan, model diperbarui dengan informasi umpan balik. Dengan membandingkan output proses sekarang dan output prediksi sekarang, dapat ditambahkan syarat-syarat ke perkiraan model yang akan datang [16].

Pada penelitian ini akan digunakan logika fuzzy untuk mengendalikan keluaran *plant* kolom distilasi. Karena proses distilasi biner merupakan proses kontinyu yang memerlukan waktu yang lama, maka digunakan kontrol prediktif dengan logika fuzzy untuk memprediksi keluaran selanjutnya. Kontrol prediktif fuzzy yang digunakan adalah ANFIS (*Adaptive Network Fuzzy Inference Systems*). Hasil akhir yang diharapkan adalah diperoleh komposisi produk distilat dan produk *bottom* yang diinginkan, yaitu 99% fraksi mol *methanol* produk atas (distilat) dan 1% fraksi mol *methanol* produk bawah.



1.2 Rumusan Masalah

Permasalahan yang timbul dari latar belakang di atas adalah keluaran *plant* kolom distilasi biner ini memiliki *error* yang besar. Oleh karena itu perlu dikontrol dengan kontrol logika fuzzy sehingga diperoleh keluaran mendekati keluaran yang diinginkan. Data yang diperoleh dari kontrol dengan logika fuzzy, kemudian digunakan untuk memprediksi keluaran selanjutnya

1.3 Batasan Masalah

Batasan masalah dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Kolom distilasi yang digunakan adalah kolom distilasi sistem biner, yaitu terdapat dua komponen yang tercampur, dan didistribusikan di antara fase uap dan fase cairan, berdasar pada perbedaan kemampuan menguap komponen tersebut
2. Komponen yang dicampurkan adalah *methanol* dan air
3. Kehilangan panas diabaikan
4. Panas molar dari perubahan fasa dianggap tetap
5. Panas pencampuran diabaikan
6. Kapasitas panas campuran tetap
7. Reaksi perubahan entalphy diabaikan
8. Neraca energi tiap nampan tetap
9. Tidak ada uap air yang tertahan
10. *Relatif volatility* (α) konstan
11. Tekanan konstan

12. Model matematika yang digunakan adalah model pendekatan Morari dan Zafiriou

1.4 Tujuan Penelitian

Tujuan dari penelitian ini adalah untuk memperoleh performansi kontrol kolom distilasi yang optimum, sehingga diperoleh hasil distilasi yang memiliki kemurnian tinggi.

1.5 Manfaat Penelitian

Dengan selesainya penelitian ini, diharapkan diperoleh beberapa manfaat sebagai berikut:

1. Dapat dilakukan penerapan metode *Model Predictive Control (MPC) fuzzy* pada proses industri
2. Meningkatnya pemahaman tentang kinerja *Model Predictive Control (MPC)* logika *fuzzy* pada kolom distilasi biner

1.6 Kontribusi Penelitian

Beberapa kontribusi yang diperoleh dari penelitian ini, antara lain:

1. Diperoleh modifikasi *Model Predictive Control* dengan menggunakan logika fuzzy untuk sistem Multi Input Multi Output (MIMO) pada *plant* kolom distilasi biner
2. Bagi industri akan didapat peningkatan kualitas produk dan efisiensi pengoperasian sehingga dapat mengurangi biaya produksi

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA



BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

Penelitian tentang optimasi pada kolom distilasi telah banyak dilakukan. Menurut Allgöwer dan Findersen (1999), masalah sistem skala besar dapat diselesaikan dengan teknik *Nonlinear Model Predictive Control* (NMPC). Metode ini telah diterapkan pada kontrol proses, salah satunya adalah pada kolom distilasi. Hasilnya jika *state* teknik optimasi ditambahkan secara tepat, akan diperoleh optimasi yang dapat diterapkan pada sistem kontrol proses skala besar. Teknik yang digunakan adalah gabungan antara *receding horizon* dan teknik *quasi-infinite horizon*.

Penelitian yang selanjutnya dilakukan oleh Babuska, Abonyi, Molloy dan Verbruggen (2000). Penelitian yang dilakukan ini tentang optimasi pada model fuzzy berbasis kontrol prediktif. Model yang digunakan adalah model proses yang fuzzy dan tidak linier. Karena model ini tidak linier, maka tidak diperoleh solusi optimal yang memuaskan. Karena itu dibuat algoritma kontrol prediktif yang dapat bekerja pada parameter linier untuk model yang bervariasi. Pengontrolan ini menghasilkan linierisasi lokal model fuzzy sepanjang trayektori input dan output proses.

Penelitian senada juga dilakukan oleh Findeisen, Diehl, dan Schlöder (2001). Pada penelitian ini dilakukan penerapan praktis dari NMPC untuk kontrol proses dari dimensi menengah sampai tinggi. Selanjutnya dibandingkan perhitungan beban dan performansi teknik NMPC yang strategis untuk mendapatkan solusi yang paling efisien. Metode ini diterapkan pada pengontrolan untuk mendapatkan kemurnian kolom distilasi yang tinggi.

Penelitian tentang pengontrolan kolom distilasi juga dilakukan oleh Noro Kusuma (2002). Pada penelitian ini dilakukan sintesis sistem kontrol secara *plant-wide* dengan menggunakan prosedur hirarkis untuk proses pemisahan *methanol*-air dengan menggunakan dua kolom distilasi yang menggunakan integrasi panas. Hasil yang diperoleh ini kemudian dibandingkan dengan metode konvensional. Dari hasil penelitian diperoleh bahwa analisa struktur kontrol sistem pemisahan *methanol*-air pada kolom distilasi ganda yang menggunakan integrasi panas, dengan metoda analisa secara *plant-wide*, memberikan hasil yang lebih baik berdasarkan nilai *Total Annual Operating Cost*, dapat diturunkan 21,6 % dan kontrol abilitasnya dapat ditingkatkan 18,6 % dengan menggunakan sintesis struktur kontrol secara *plant-wide*.

Penelitian yang dilakukan Totok (2005) menghasilkan suatu kesimpulan bahwa dari hasil simulasi dan analisa keseluruhan pengujian, diperoleh bahwa struktur L-V mempunyai performansi yang lebih baik dibandingkan dengan struktur kontrol yang lainnya. Hal ini ditunjukkan secara kuantitatif dengan nilai IAE yang dimiliki oleh masing-masing struktur kontrol, struktur L-V memiliki nilai IAE yang terkecil. Dari hasil perhitungan ini diperoleh bahwa struktur L-V paling sesuai untuk pengendalian kolom distilasi sistem biner *methanol*-air.

Pada tesis ini, akan dilakukan penerapan *Model Predictive Control* fuzzy pada kolom distilasi sistem biner. Kolom distilasi yang digunakan adalah kolom distilasi biner struktur L-V. Komponen yang akan dipisahkan adalah *methanol*-air. Untuk mengendalikan keluaran *plant* digunakan logika fuzzy. Setelah keluaran *plant* mendekati keluaran yang diinginkan, digunakan kontrol prediksi fuzzy, ANFIS (*Adaptive Neuro Fuzzy Inference Systems*), untuk memprediksi keluaran yang

diinginkan dengan menggunakan masukan dari keluaran sebelumnya. Dengan menggunakan optimasi ini diharapkan akan tercapai performansi kontrol yang optimal, dengan meminimisasi *error*. Untuk penerapan pada kolom distilasi biner, diharapkan akan diperoleh hasil distilasi dengan kemurnian tinggi.

2.1 Kolom Distilasi

Distilasi merupakan proses pemisahan campuran fase cair (*liquid*) dan fase uap (*vapor*) menjadi fraksi-fraksi komponen pembentuknya dengan memanfaatkan prinsip perpindahan panas. Proses distilasi dilakukan berdasar fakta bahwa pada fase uap, akan diperoleh lebih banyak komponen pembentuk campuran dengan titik didih lebih rendah dari titik didih campuran tersebut. Uap ini kemudian didinginkan dengan kondensasi, sehingga akan diperoleh komponen yang lebih mudah menguap.

Kolom distilasi terdiri atas beberapa komponen utama, antara lain :

1. Nampan, digunakan untuk meningkatkan pemisahan komponen
2. Pendidih ulang (*Reboiler*), menyiapkan kebutuhan penguapan pada proses distilasi
3. Kondensor, mendinginkan dan mengkondensasi uap yang meninggalkan bagian atas kolom distilasi
4. *Reflux drum*, digunakan untuk menampung uap yang terkondensasi

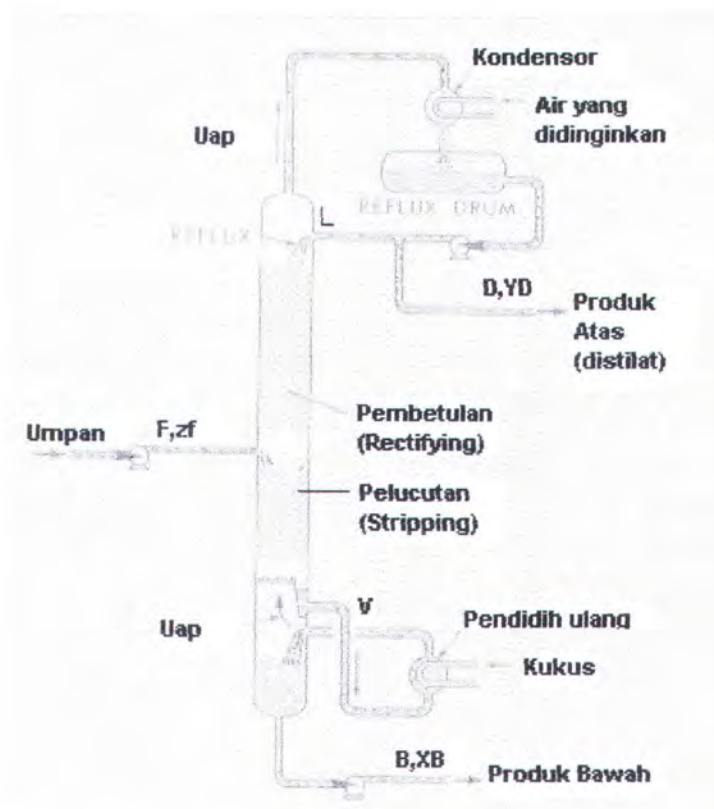
Campuran berfase cair yang akan diproses dinamakan umpan, biasanya diletakkan di bagian tengah kolom dan dilewatkan ke sebuah nampan, disebut sebagai nampan umpan. Nampan umpan membagi kolom menjadi bagian atas (*top*) dan bagian bawah (*bottom*). Bagian di atas nampan umpan disebut pembetulan (*rectifying*), sedangkan bagian di bawah nampan umpan disebut sebagai pelucutan



(*stripping*). Cairan umpan mengalir ke bagian bawah kolom yang selanjutnya dikumpulkan di pendidih ulang.

Untuk menghasilkan uap, pendidih ulang menyalurkan panas. Sumber panas yang sering digunakan adalah uap air. Uap yang dihasilkan oleh pendidih ulang ini kemudian diumpankan kembali ke bagian bawah kolom, dan cairan yang dikeluarkan pendidih ulang dinamakan produk bawah atau *bottom product*.

Uap dari bagian bawah kolom menuju bagian atas kolom, setelah meninggalkan kolom kemudian didinginkan oleh kondensor. Cairan yang telah dikondensasi disimpan dalam *reflux drum*. Sebagian cairan ini diumpankan kembali ke bagian atas kolom, cairan ini dinamakan *reflux*. Cairan terkondensasi lain yang dikeluarkan oleh sistem disebut distilat atau produk atas [3].



Gambar 2.1 Skema Kolom Distilasi Biner Struktur L-V

Gambar di atas menunjukkan skema kontrol kolom distilasi sistem biner struktur L-V. Variabel kontrol yang dimiliki adalah : fraksi mol komposisi produk distilat (Y_D), fraksi mol komposisi produk bawah (X_B), Laju aliran *reflux* (L), Laju uap *boilup* (V). Gangguan yang mungkin terjadi pada kolom distilasi adalah laju aliran umpan (F) dan komposisi umpan (z_F).

Struktur L-V ini menggunakan laju aliran *reflux* untuk mengatur komposisi produk distilat pada bagian pembetulan, dan laju aliran uap *boilup* ke dalam *reboiler* digunakan untuk mengatur komposisi produk bawah. Laju aliran produk distilat dipakai untuk mempertahankan level *reflux drum* dan laju aliran produk bawah untuk mengatur level pada kolom [5].

2.1.1 Prinsip Distilasi

Pemisahan komponen cair pada kolom distilasi bergantung pada perbedaan titik didih dan konsentrasi masing-masing komponen. Karena ketergantungan terhadap perbedaan titik didih dan konsentrasi komponen inilah, maka proses distilasi dapat dikatakan bergantung pada karakteristik tekanan uap campuran. Penelitian ini dikhususkan untuk proses pemisahan *methanol*-air. Titik didih air adalah 100°C , sedangkan titik didih *methanol* adalah 64.7°C .

2.1.2 Model Tak linier Kolom Distilasi Biner [13]

Kesetimbangan material untuk perubahan penahanan cairan komponen pada masing-masing nampan $i = 2, \dots, N$ ($i \neq N_F$, $i \neq N_F + 1$) :

$$M_i \dot{x}_i = L_{i+1}x_{i+1} + V_{i-1}y_{i-1} - L_i x_i - V_i y_i \quad (2-1)$$

dengan

- N : jumlah tingkatan kesetimbangan
 N_F : lokasi nampan umpan
 M_i : penahanan cairan pada nampan ke- i (kmol)
 x_i : fraksi mol komponen ringan dalam cairan pada nampan ke- i
 y_i : fraksi mol komponen ringan dalam uap pada nampan ke- i
 L : laju aliran *reflux* (kmol/menit)
 V : laju aliran uap *boilup* (kmol/menit)

Untuk yang lokasinya lebih tinggi dari lokasi umpan, $i = N_F + 1$:

$$M_i \dot{x}_i = L_{i+1}x_{i+1} + V_{i-1}y_{i-1} - L_i x_i - V_i y + F_F y_F \quad (2-2)$$

dengan

- F : laju aliran umpan (kmol/menit)

Untuk yang berlokasi di bawah lokasi umpan, $i = N_F$:

$$M_i \dot{x}_i = L_{i+1}x_{i+1} + V_{i-1}y_{i-1} - L_i x_i - V_i y + F_L x_F \quad (2-3)$$

Pendidih ulang, $i = 1$:

$$M_B \dot{x}_i = L_{i+1}x_{i+1} - V_i y_i - Bx_i, x_B = x_1 \quad (2-4)$$

dengan

- M_B : penahanan cairan pada *bottom* (kmol)
 B : laju aliran produk bawah (kmol/menit)
 x_B : fraksi mol cairan produk bawah

Kondensor total, $i = N + 1$:

$$M_D \dot{x}_i = V_{i-1}y_{i-1} - L_i x_i - Dx_i, y_D = x_N + 1 \quad (2-5)$$

dengan

M_D : penahanan cairan pada distilat (kmol)

D : laju aliran produk distilat (kmol/menit)

y_D : fraksi mol cairan produk distilat

Luyben (1993) menyatakan bahwa kolom distilasi biner dengan *relative volatility* konstan sepanjang kolom dengan efisiensi nampan 100 %, mempunyai kesetimbangan uap-cairan (VLE) dengan hubungan :

$$y_i = \frac{\alpha x_i}{1 + (\alpha - 1)x_i} \quad (2-6)$$

dengan : α = *relative volatility*

Laju aliran dengan mengasumsikan aliran *molar* konstan :

$$i > N_F \text{ (di atas umpan)} : L_i = L, V_i = V + F_V \quad (2-7)$$

$$i \leq N_F \text{ (di bawah umpan)} : L_i = L + F_L, V_i = V \quad (2-8)$$

$$F_L = q_F F, F_V = F - F_L \quad (2-9)$$

dengan

q_F : fraksi cairan pada umpan

$$D = V_N - L = V + F_V - L \text{ (penahanan cairan kondensor konstan)} \quad (2-10)$$

$$B = L_2 - V_1 = L + F_L - V \text{ (penahanan cairan pendidih ulang konstan)} \quad (2-11)$$

2.1.3 Model Terlinierisasi [13]

Persamaan (2-1) sampai (2-11) menunjukkan persamaan *plant* kolom distilasi biner. Persamaan-persamaan di atas merupakan persamaan *plant* tak linier. Untuk memperoleh model linier *plant* kolom distilasi biner, maka dilakukan linierisasi sebagai berikut :



Linierisasi kesetimbangan material pada masing-masing nampan ($dL_i = dL$, $dV_i = dV$) :

$$M_i \dot{x}_i = L_{i+1} dx_{i+1} - (L_i + K_i V_i) dx_i + K_{i-1} V_{i-1} dx_{i-1} + (x_{i+1} - x_i) dL - (y_i - y_{i-1}) dV \quad (2-12)$$

K_i adalah konstanta VLE terlinierisasi, yaitu :

$$K_i = \frac{dy_i}{dx_i} = \frac{\alpha}{(1 + (\alpha - 1)x_i)^2} \quad (2-13)$$

dan y_i , x_i , L_i dan V_i adalah nilai *steady state* pada titik operasi nominal

Persamaan state :

$$\dot{x} = Ax + Bu, y = Cx$$

dengan $x = (dx_L, \dots, dx_{N+1})^T$ adalah komposisi nampan, $u = (dL, dV)^T$ adalah input variabel termanipulasi, dan $y = (dy_D, dx_B)^T$ adalah output yang dikontrol. Matrik state

$A = \{a_{i,j}\}$ adalah *tri-diagonal* :

$$\begin{aligned} i \neq N+1 : a_{i,i+1} &= L_{i+1} / M_i \\ a_{i,i} &= -(L_i + K_i V_i) / M_i \\ i \neq 1 : a_{i,i-1} &= K_{i-1} V_{i-1} / M_i \end{aligned} \quad (2-14)$$

Matrik input $B = \{b_{i,j}\}$:

$$\begin{aligned} i \neq N+1 : b_{i,1} &= (x_{i+1} - x_i) / M_i, \quad b_{N+1,1} = 0 \\ i \neq 1, i \neq N+1 : b_{i,2} &= -(y_{i+1} - y_{i-1}) / M_i, \quad b_{N+1,2} = 0, \quad b_{1,2} = (y_1 - x_1) / M_1 \end{aligned} \quad (2-15)$$

Matrik output C :

$$C = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 & \dots & 0 & 1 \\ 1 & 0 & \dots & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} \quad (2-16)$$

Untuk memperoleh harga y_D dan x_B yang konstan maka harga L dan V harus dijaga konstan pada keadaan variabel yang lain juga konstan (saat *open loop*). Saat

harga yang lain berubah , harga Y_D dan X_B dapat dijaga konstan dengan memanipulasi L dan V pada kondisi *close loop*.

2.2 Sistem Kontrol Logika Fuzzy

Metode-metode perancangan klasik umumnya didasarkan pada asumsi bahwa proses yang dikendalikan linier dan stasioner. Kenyataannya kebanyakan proses yang ada adalah sistem yang kompleks, tak linier dan mudah dipengaruhi gangguan sekitar. Dengan pengendalian manual proses tersebut ternyata diperoleh hasil yang cukup baik. Operator pengendalian tersebut biasanya merupakan orang yang mengandalkan berpengalaman tanpa didasari teori, sehingga pengendalian yang dilakukan bersifat intuitif.

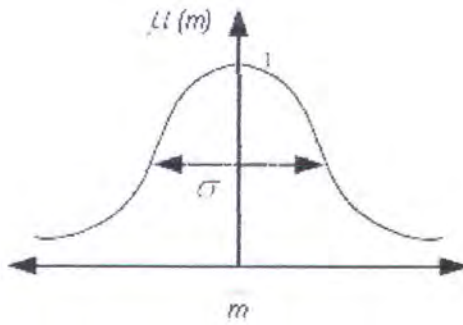
Untuk merancang sistem pengendalian otomatis pada proses tersebut, salah satu alternatifnya adalah dengan menggunakan logika fuzzy. Secara umum pengendali logika fuzzy memiliki kemampuan sebagai berikut :

1. beroperasi tanpa menggunakan campurtangan manusia, tapi berfungsi seperti pengendali manusia
2. memiliki kemampuan menangani sistem yang kompleks, tak linier dan tidak stasioner
3. memenuhi spesifikasi operasional dan kriteria kinerja
4. strukturnya sederhana, kuat dan beroperasi *real time*

Untuk merancang pengendali ini diperlukan penyajian ketidakpastian ke dalam himpunan fuzzy. Teknik penyajian himpunan fuzzy tersebut adalah dengan cara menggambar fungsi keanggotaan (*membership function*). Terdapat beberapa jenis penggambaran fungsi keanggotaan, antara lain:



➤ Gaussian



Gambar 2.2 Fungsi Keanggotaan Gaussian

Persamaan fungsi keanggotaan gaussian dinyatakan dalam persamaan berikut

ini :

$$\mu_A(m) = \exp\left[-\frac{1}{2}\left(\frac{m - \bar{m}}{\sigma}\right)^2\right] \quad (2-17)$$

dengan

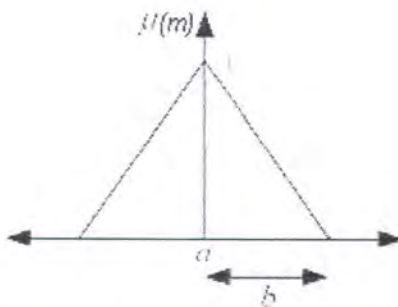
μ_A : fungsi keanggotaan m pada himpunan A

m : elemen himpunan *fuzzy*

\bar{m} : nilai tengah elemen himpunan *fuzzy*

σ : simpangan *gaussian*

➤ Segitiga

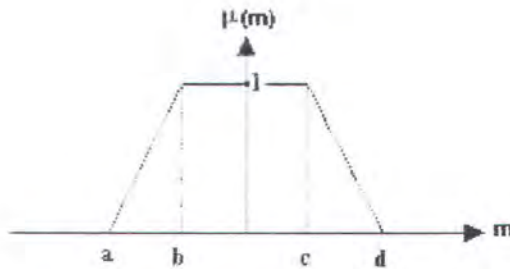


Gambar 2.3 Fungsi Keanggotaan Segitiga

Persamaan fungsi keanggotaan segitiga dapat dinyatakan dalam persamaan berikut ini :

$$\mu_A(m) = 1 - \frac{\sqrt{(m-a)^2}}{b} \quad (2-18)$$

➤ Trapezium



Gambar 2.4 Fungsi Keanggotaan Trapezium

Persamaan fungsi keanggotaan trapezium dapat dinyatakan dalam persamaan berikut :

$$\mu_A(m) = \begin{cases} 0 & m < a \\ (m-a)/(b-a) & a \leq m \leq b \\ 1 & b \leq m \leq c \\ 1 - ((m-c)/(d-c)) & c \leq m \leq d \\ 0 & m > d \end{cases} \quad (2-19)$$

Setelah diperoleh fuzzifikasi tersebut kemudian informasi tersebut diolah. Pengolahan informasi ini dilakukan dengan menggunakan proses penalaran dalam bentuk aturan (*rule*) [16].

Proses penalaran fuzzy seringkali menggunakan metode Mamdani. Pada tesis ini digunakan metode penalaran fuzzy Takagi-Sugeno. Metode penalaran fuzzy Takagi-Sugeno ini diperkenalkan pada tahun 1985 [Sug85]. Metode ini serupa dengan metode Mamdani. Input kedua metode ini sama, yang membedakannya



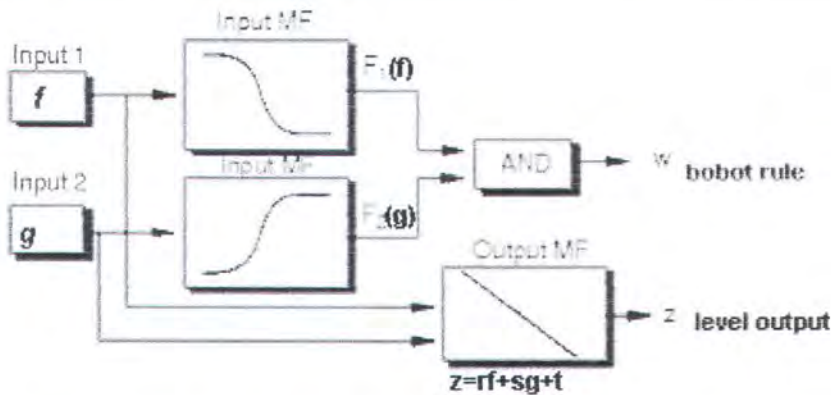
adalah output fungsi keanggotaannya. Output fungsi keanggotaan metode Takagi-Sugeno dapat dibuat linier ataupun konstan.

Rule pada model fuzzy Sugeno dinyatakan dengan pernyataan sebagai berikut:

Jika input 1 = f dan input 2 = g , maka output $z = rf + sg + t$

Untuk model Sugeno orde nol, level output z konstan ($r=s=0$).

Aturan (*rule*) metode Sugeno terlihat pada diagram berikut ini :



Gambar 2.5 *Rule* metode Sugeno

Sebagai contoh, untuk sebuah aturan (*rule*) AND dengan input 1 = x dan input 2 = y , maka bobot *rule* w_i dapat dinyatakan sebagai :

$$w_i = F1(f) \wedge F2(g) \quad (2-20)$$

dengan $F1(f)$ dan $F2(g)$ adalah fungsi keanggotaan untuk input 1 dan 2. Output yang dihasilkan adalah bobot rata-rata semua *rule*, yang dihitung sebagai :

$$output = \frac{\sum_{i=1}^N w_i z_i}{\sum_{i=1}^N w_i} \quad (2-21)$$

Hasil penalaran di atas berupa data-data yang masih *fuzzy*. Apabila hasil penalaran ini akan dipakai untuk pengendalian, maka diperlukan proses

defuzzifikasi, yaitu proses pengubahan data-data *fuzzy* tersebut menjadi data-data numeric yang dapat dikirimkan ke peralatan pengendalian.

Terdapat beberapa cara proses defuzzifikasi, antara lain :

1. *Maximum of Mean* (MOM)

Persamaan untuk proses defuzzifikasi ini adalah :

$$v_o = \sum_{h=1}^H \frac{v_h}{H} \quad (2-22)$$

$$v_h = \max_{v \in S^v} \mu_v(v) \quad (2-23)$$

dengan

v_o : nilai keluaran

H : jumlah harga maksimum

v_h : nilai keluaran maksimum

$\mu_v(v)$: derajat keanggotaan elemen pada himpunan *fuzzy* v

v : semesta pembicaraan

2. *Centre of Area* (COA)

Persamaan untuk proses defuzzifikasi ini adalah :

$$v_o = \frac{\sum_{k=1}^n v_k \mu_v(v_k)}{\sum_{k=1}^n \mu_v(v_k)} \quad (2-24)$$

dengan

v_o : nilai keluaran

n : tingkat kuantisasi

v_k : elemen ke-k

$\mu_v(v_k)$: derajat keanggotaan elemen pada himpunan *fuzzy* v

v : semesta pembicaraan [9]

2.3 Kontrol Prediktif Fuzzy

Pada penelitian ini akan digunakan prediksi dengan menggunakan ANFIS (*Adaptive Neuro Fuzzy Inference System*). Pada simulasi digunakan *tool box* ANFIS pada MATLAB. Ide dasar teknik pembelajaran dengan menggunakan *neuro-adaptive* ini sangat sederhana. Teknik ini merupakan metode pemodelan *fuzzy* untuk melakukan pembelajaran informasi data. Pembelajaran data ini bertujuan untuk menghitung parameter fungsi keanggotaan yang memenuhi FIS untuk mengikuti data input/output yang diberikan. Metode pembelajaran ini serupa dengan jaringan syaraf tiruan. *Toolbox* MATLAB yang melakukan pekerjaan pengaturan parameter fungsi keanggotaan disebut ANFIS. Dengan menggunakan data input/output yang diberikan, fungsi *toolbox* ANFIS membangun FIS yang parameter fungsi keanggotaannya diatur menggunakan algoritma *backpropagation* saja, atau kombinasi dengan *least square*.

Tipe struktur jaringan serupa dengan jaringan syaraf tiruan, yang memetakan input sesuai dengan input dan output fungsi keanggotaan, untuk menafsirkan peta input/output. Selama proses pembelajaran, parameter fungsi keanggotaan akan berubah-ubah. Perhitungan parameter ini menggunakan vektor gradien, yang digunakan untuk menghitung sejauh mana FIS memodelkan data input/output parameter yang diberikan. Pada saat vektor gradien diperoleh, akan dilakukan optimasi untuk mengatur parameter sehingga dapat mengurangi *error* perhitungan. *Error* didefinisikan sebagai selisih antara output sebenarnya dan output yang

diinginkan. Untuk perkiraan parameter fungsi keanggotaan digunakan *backpropagation* saja atau digabung dengan perkiraan *least square* [9].

Sistem fuzzy sugeno mempunyai dasar aturan sebagai berikut :

1. Jika f adalah A_1 dan g adalah B_1 maka $z_1 = r_1 f + s_1 g + t_1$
2. Jika f adalah A_2 dan g adalah B_2 maka $z_2 = r_2 f + s_2 g + t_2$

Sedangkan fungsi keanggotaan himpunan fuzzy $A_i, B_i, i = 1, 2$, adalah μ_{A_i}, μ_{B_i} .

Pada perhitungan *rule*, pilih *product* untuk *T-norm* (logika *and*)

1. Perhitungan nilai premis *rule* menghasilkan :

$$w_i = \mu_{A_i}(f) \mu_{B_i}(g), i = 1, 2 \quad (2-25)$$

2. Perhitungan implikasi dan *consequent rule* menghasilkan :

$$l(f, y) = \frac{w_1(f, g) l_1(f, g) + w_2(f, g) l_2(f, g)}{w_1(f, g) + w_2(f, g)} \quad (2-26)$$

atau menghilangkan argumen, menjadi:

$$l = \frac{w_1 l_1 + w_2 l_2}{w_1 + w_2} \quad (2-27)$$

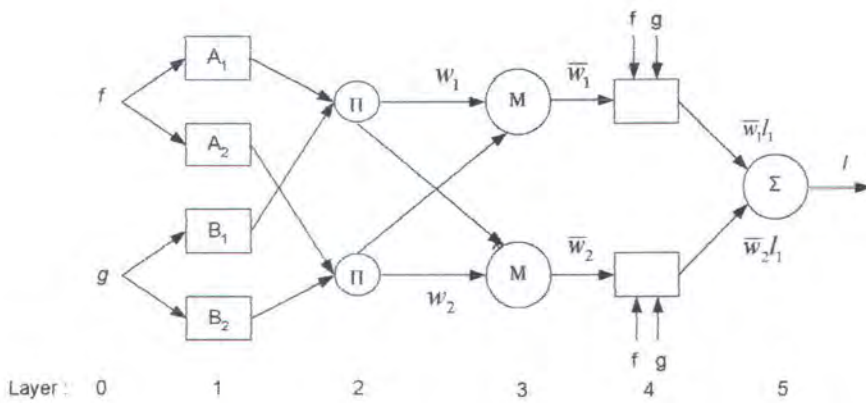
dapat dipisahkan menjadi:

$$\bar{w}_i = \frac{w_i}{w_1 + w_2} \quad (2-28)$$

sehingga l dapat ditulis sebagai :

$$l = \bar{w}_1 l_1 + \bar{w}_2 l_2 \quad (2-29)$$

Perhitungan di atas dapat dinyatakan dalam bentuk diagram berikut ini :



Gambar 2.6 Diagram perhitungan *rule*

Pada ANFIS dilakukan validasi model. Validasi model merupakan proses dengan masukan data input/output pada FIS yang belum dilatih, diambil untuk melatih model FIS. Hal ini dilakukan untuk melihat seberapa bagus model FIS memprediksikan nilai data output. Selain itu digunakan juga tipe lain validasi model, yaitu dengan cek data. Ketika cek data digunakan sebagaimana latihan data, model FIS dipilih untuk memperoleh parameter dengan *error* model cek data minimum. Ide dasar penggunaan cek data untuk validasi model adalah setelah memperoleh titik pasti pada latihan, model mulai mencocokkan data latihan [8].

2.4 Optimasi Kontrol Prediktif

Konsep dasar *Model Predictive Control* adalah penggunaan prediksi keluaran proses dalam meminimumkan suatu fungsi kriteria tertentu, yang kemudian menghasilkan suatu hukum kontrol. Pada tesis ini fungsi kriteria yang akan diminimumkan adalah *error*. Fungsi kontrol tersebut secara umum dapat dituliskan sebagai berikut [17] :

$$\min J = \sum_i^p Q(r(k+1|k) - \hat{y}(k+i|k))^2 \quad (2-30)$$

dengan

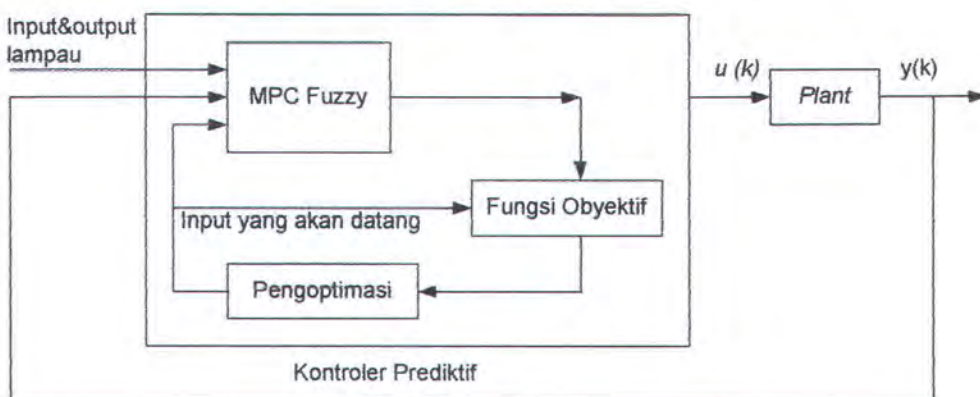
- J : indeks performansi
 Q : faktor bobot untuk *error* prediksi
 $r(k+i|k)$: prediksi output
 $\hat{y}(k+i|k)$: trayektori referensi
 $\Delta u(k+l|k)$: aksi kontrol

Pada saat pembelajaran dilakukan dalam *epoch*, dengan tujuan untuk mendefinisikan nilai premis dan parameter *consequent* dengan meminimalkan *Sum Squared Error* (SSE), yaitu :

$$SSE = \sum_j e_j^2, \quad (2-30)$$

dengan e_j adalah *error* antara output yang diinginkan dan output sesungguhnya. Pada saat pelatihan ini, parameter premis dijaga tetap dan parameter *consequent* dihitung dengan metode *least square*.

2.5 Skema Pengontrolan dengan *Model Predictive Control Fuzzy*



Gambar 2.7 Skema *Model Predictive Control* (MPC) Fuzzy

Pada tesis ini akan digunakan logika fuzzy untuk mengendalikan keluaran *plant* kolom distilasi. Data yang diperoleh dari proses sebelumnya, digunakan sebagai input untuk memprediksikan keluaran yang akan datang. Kontrol prediktif fuzzy yang digunakan adalah ANFIS (*Adaptive Neuro Fuzzy Inference Systems*). Pada kontrol prediktif ini juga dilakukan minimisasi *error* prediksi. Hasil akhir yang diharapkan adalah mendapatkan komposisi produk distilat dan produk *bottom* yang diinginkan.



BAB III

METODOLOGI PENELITIAN

BAB III

METODOLOGI PENELITIAN

Penelitian ini dilakukan dengan menggunakan metode eksperimen secara simulasi yang meliputi langkah-langkah penelitian sebagai berikut :

3.1 Studi Literatur

Mencari literatur tentang struktur dan dinamika plant, yaitu kolom distilasi sistem biner, juga literatur tentang *Model Predictive Control* (MPC), Sistem Kontrol Logika Fuzzy, ANFIS, sistem banyak input banyak output (MIMO) dan literatur tentang kolom distilasi biner.

3.2 Identifikasi Plant

Plant yang digunakan pada tesis ini adalah model pemisahan *methanol*-air pada kolom distilasi biner. Struktur kolom distilasi biner yang digunakan adalah struktur kontrol L-V. Struktur kontrol L-V dipilih karena pemilihan variabel input termanipulasi ini yang paling sering digunakan di industri. Kolom distilasi biner *methanol*-air ini dirancang berdasar perbandingan refluks sebesar 1.1 kali perbandingan refluks minimum. Kolom distilasi biner pada penelitian ini digunakan untuk memisahkan campuran 50% fraksi mol *methanol* dan 50% fraksi mol air, menjadi cairan distilat dengan 99% fraksi mol *methanol* dan 1% fraksi mol *methanol* produk bawah pada tekanan 1 atm. Pada penelitian ini, variabel yang dikontrol adalah fraksi mol *methanol* pada produk bawah X_B dan fraksi mol *methanol* pada produk distilat Y_D . Sedangkan variabel yang dimanipulasi adalah laju *reflux* (L) dan laju uap *boilup* (V).

3.2.1 Spesifikasi *Plant*

Plant kolom distilasi biner yang digunakan adalah struktur L-V, sebagaimana terlihat pada gambar 2.1, dengan spesifikasi seperti pada tabel 3.1:

Tabel 3.1 Spesifikasi Kolom Distilasi Biner [13]

<i>Relative Volality</i>	$\alpha = 1.5$
Jumlah Nampan	40
Nampan umpan (pendidih ulang pada nampan 1)	$N_f = 21$
Komposisi umpan	$z_f = 0.5$
Konstanta waktu kondensor	$M_D/F = 0.5$ menit
Konstanta waktu pendidih ulang	$M_B/F = 0.5$ menit
Konstanta waktu nampan	$M_i/F = 0.5$ menit

3.2.2 Mengambil Data *Open Loop Plant*

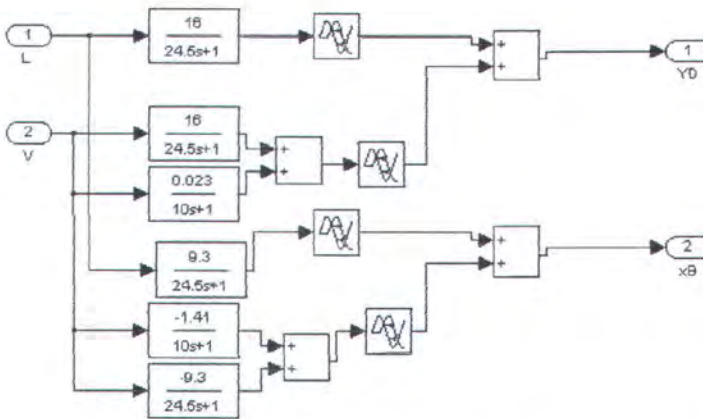
Pengambilan data *plant* dilakukan dengan mengubah masukan *plant* dan mencatat perubahan keluaran terhadap masukan. Data yang diambil adalah laju *reflux* (L), laju uap *boilup* (V), fraksi mol distilat (Y_D) dan fraksi mol produk bawah (X_B), yang akan digunakan untuk memodelkan perilaku *plant* pada pengontrolan dengan logika fuzzy.

3.2.3 Pemodelan *Plant*

Persamaan *plant* tak linier dan yang telah terlinierisasi telah dituliskan pada bab sebelumnya. Pada tesis ini digunakan model pendekatan *plant* yang telah dilinierisasi oleh Morari dan Zafiriou (1989), persamaan keluaran *plant* sebagai berikut :

$$\begin{pmatrix} y_D(s) \\ x_B(s) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \frac{16.0}{1 + \tau_1 s} & \frac{16.0}{1 + \tau_1 s} + \frac{0.023}{1 + \tau_2 s} \\ \frac{9.3}{1 + \tau_1 s} & -\frac{9.3}{1 + \tau_1 s} - \frac{1.41}{1 + \tau_2 s} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} L(s) \\ V(s) \end{pmatrix} \quad (3-1)$$

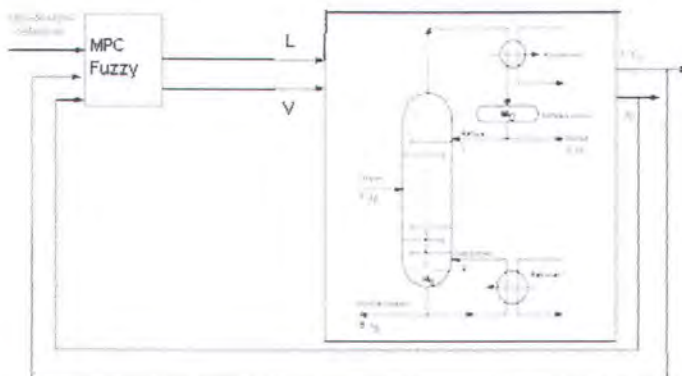
$\tau_1 = 24.5$ menit, $\tau_2 = 10$ menit



Gambar 3.1 Skema *plant* Kolom Distilasi Biner dengan Simulink

3.3 Perancangan Sistem

Pada tahapan ini dilakukan perancangan blok diagram struktur kontrol dengan menggunakan *Model Predictive Control Fuzzy*. Setelah dilakukan pemodelan terhadap *plant*, kemudian dirancang kontroler logika fuzzy untuk memperbaiki keluaran *plant*. Data keluaran *plant* ini kemudian menjadi data input untuk ANFIS. Kemudian dilakukan pelatihan dan pembelajaran sehingga diperoleh output *plant* yang diinginkan. Skema sistem kontrol prediktif fuzzy secara umum dapat dinyatakan sebagai berikut :



Gambar 3.2 Kontrol Prediktif *model-based fuzzy* pada kolom distilasi dengan Konfigurasi LV

Pada penelitian ini terdapat dua input, yaitu variabel termanipulasi (L dan V) , gangguan berupa laju aliran umpan (F). Output yang dikontrol adalah Y_D dan X_B .

3.3.1 Menyusun Algoritma

Algoritma untuk penelitian ini adalah sebagai berikut:

a. Mengambil data *open loop plant*

Data ikal terbuka *plant* diambil secara simulasi menggunakan MATLAB. Data *open loop* kolom distilasi yang diambil adalah laju aliran uap *boilup* (V) dan laju aliran *reflux* (L) sebagai variabel input, dan fraksi mol *methanol* produk bawah (X_B) dan fraksi mol *methanol* produk distilat (Y_D) sebagai variabel output.

b. Merancang sistem inisialisasi parameter awal dengan kontroler logika fuzzy metode Takagi-Sugeno.

Perancangan ini dibuat dengan menggunakan *Fuzzy Inference System* (FIS) Takagi Sugeno yang tersedia pada *software* MATLAB.

c. Merancang kontroler prediktif ANFIS

Perancangan kontroler prediktif pada kolom distilasi ini digunakan untuk mengendalikan dua variabel termanipulasi, yaitu laju aliran *reflux* (L) dan laju aliran uap *boilup* (V). Simulasi menggunakan *toolbox* ANFIS pada MATLAB.

d. Pengujian *Model Predictive Control Fuzzy*

Pengujian dilakukan dengan menggunakan *software* MATLAB, diamati parameter sistem dengan gangguan dan tanpa gangguan.

e. Melakukan analisa hasil simulasi

3.3.2 Simulasi dan Analisa

Pada simulasi dan analisa ini akan dilakukan pengambilan data *open loop plant*, berupa laju aliran uap *boilup* (V) dan laju aliran *reflux* (L) sebagai variabel input, dan fraksi mol *methanol* produk bawah (X_B) dan fraksi mol *methanol* produk distilat (Y_D) sebagai variabel output. Perancangan kontroler pada kolom distilasi biner ini digunakan untuk mengendalikan dua variabel, yaitu L dan V , maka pembangkitan sinyal dilakukan dengan ketentuan sebagai berikut:

1. L tetap dan V berubah
2. V berubah dan L tetap

Setelah memperoleh data *open loop plant*, kemudian dilakukan pemodelan kolom distilasi biner secara simulasi dengan menggunakan MATLAB. Dengan menggunakan informasi perilaku *plant* pada *open loop*, maka dilakukan inisialisasi parameter awal dengan sistem pengontrolan logika fuzzy. Tujuan pengontrolan ini adalah memperoleh keluaran yang diinginkan, yaitu 99% fraksi mol *methanol* produk distilat (Y_D) dan 1% fraksi mol *methanol* produk bawah (X_B). Setelah diperoleh keluaran yang diinginkan, kemudian dilakukan prediksi dengan kontrol prediktif berbasis ANFIS. Pada prediksi dengan menggunakan ANFIS, dilakukan *training data*, *training error*, dan kemudian dapat dilihat keluaran FIS hasil prediksi. Metode optimasi yang digunakan pada *training error* adalah metode gabungan antara optimasi dengan *backpropagation*, dan metode *least square*. Prediksi dilakukan pada sistem tanpa gangguan, dan sistem dengan gangguan.

Hasil rancangan sistem dengan kontroler *Model Predictive Control Fuzzy* yang telah diuji kemudian dianalisa dengan melihat nilai *error* prediksi pada sistem tanpa gangguan dan sistem dengan gangguan.

3.4 Pengambilan Kesimpulan

Setelah dilakukan simulasi, kemudian data hasil simulasi tersebut dianalisa untuk mendapatkan kesimpulan dari penerapan metode MPC fuzzy pada kolom distilasi biner.

3.5 Diagram Alir Penelitian

3.5.1 Diagram Alir Kontrol Prediktif

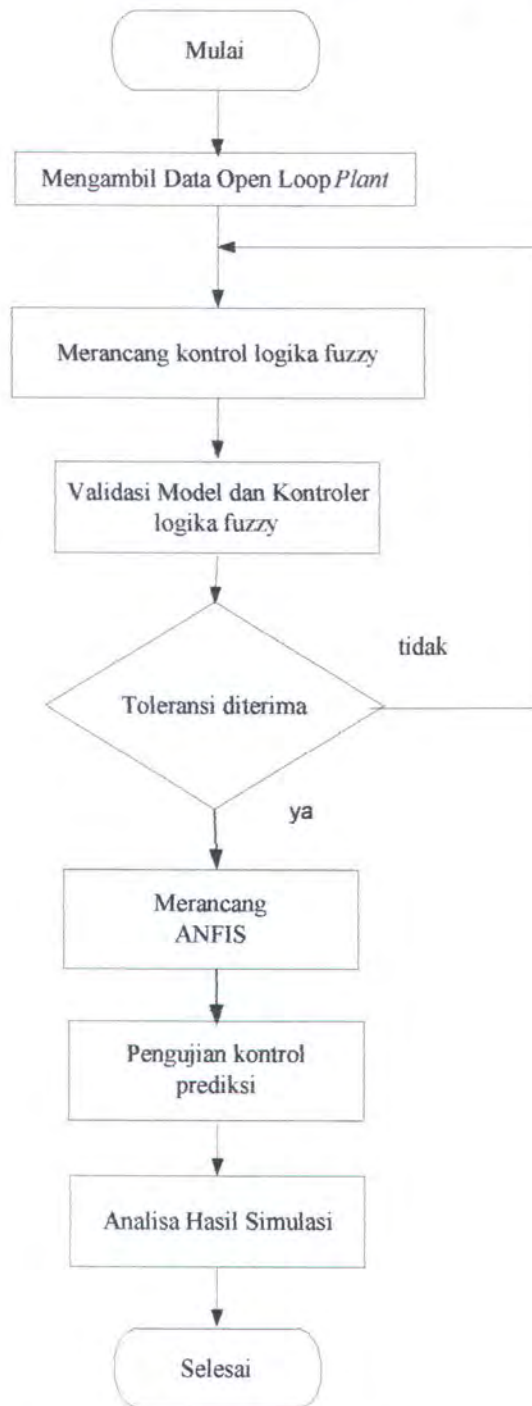
Diagram alir kontrol prediktif adalah sebagai berikut :



Gambar 3.3 Diagram alir kontrol prediksi

3.5.2 Diagram Alir Sistem

Penyelesaian tesis ini berdasarkan diagram alir sistem berikut ini :



Gambar 3.4 Diagram alir sistem kontrol prediktif fuzzy

BAB IV

HASIL DAN PEMBAHASAN



BAB IV

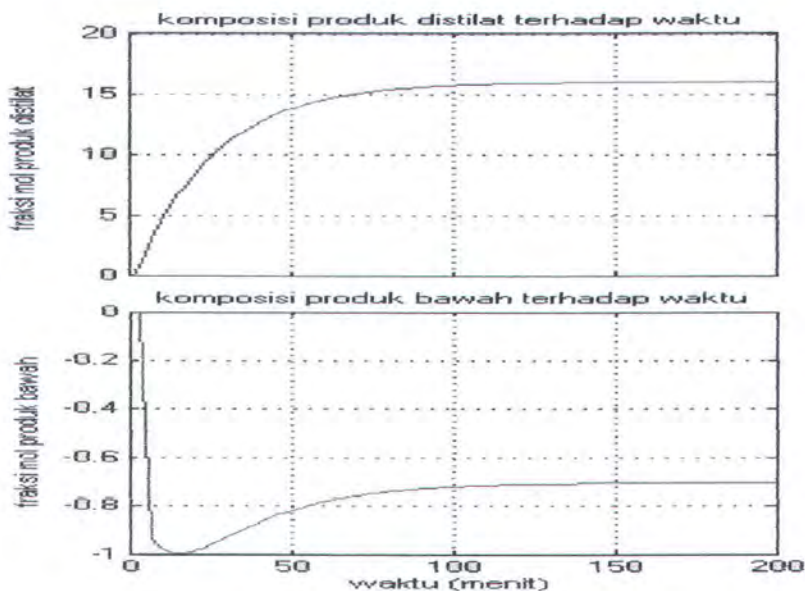
HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Pengambilan Data *Open Loop* Kolom Distilasi Biner

Pada bagian ini dilakukan pengambilan data *open loop plant* kolom distilasi biner. Data yang diambil adalah data variabel input, berupa laju aliran *reflux* (L) dan laju aliran uap *boilup* (V). Selain itu juga diambil data variabel output, yaitu fraksi mol *methanol* produk distilat (y_D) dan fraksi mol *methanol* produk bawah (x_B). Sinyal input yang diberikan berupa sinyal step.

4.1.1 Respon *Open Loop Plant* Kolom Distilasi Biner

Untuk memperoleh respon step *plant* secara *open loop*, diberikan masukan step kepada *plant*, kemudian dilihat respon keluarannya. Respon step *open loop plant* kolom distilasi biner dapat dilihat pada gambar berikut ini :



Gambar 4.1 Respon Unit Step *Open Loop Plant* Kolom Distilasi Biner

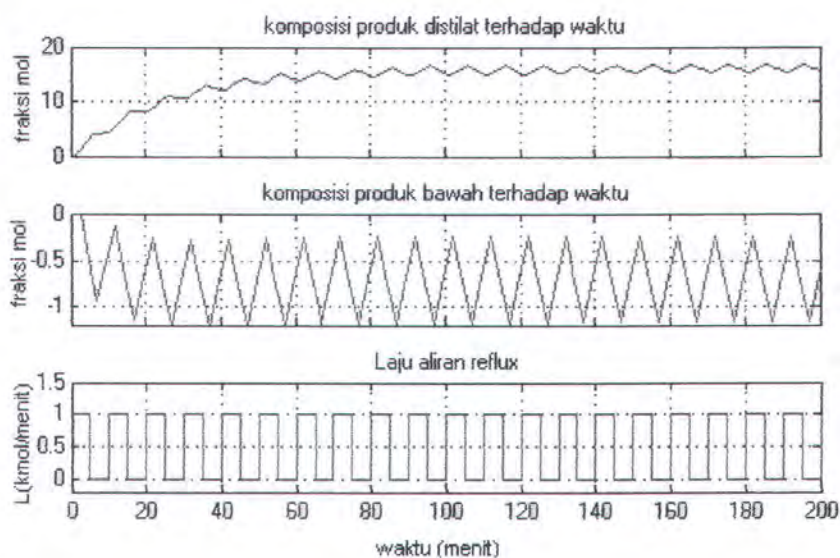
Pengujian *open loop* terhadap *plant* kolom distilasi biner di atas menghasilkan respon keluaran fraksi mol produk distilat dan fraksi mol produk bawah tidak sesuai dengan yang diinginkan. Karena keluaran *open loop plant* ini tidak sesuai dengan yang diinginkan, maka diperlukan kontroler untuk memperoleh keluaran yang diharapkan.

4.1.2 Pembangkitan Sinyal Variabel Termanipulasi

Oleh karena perancangan kontroler pada kolom distilasi biner ini digunakan untuk mengendalikan dua variabel, yaitu L dan V , maka pembangkitan sinyal dilakukan sebagai berikut :

1. L berubah-ubah dan V tetap

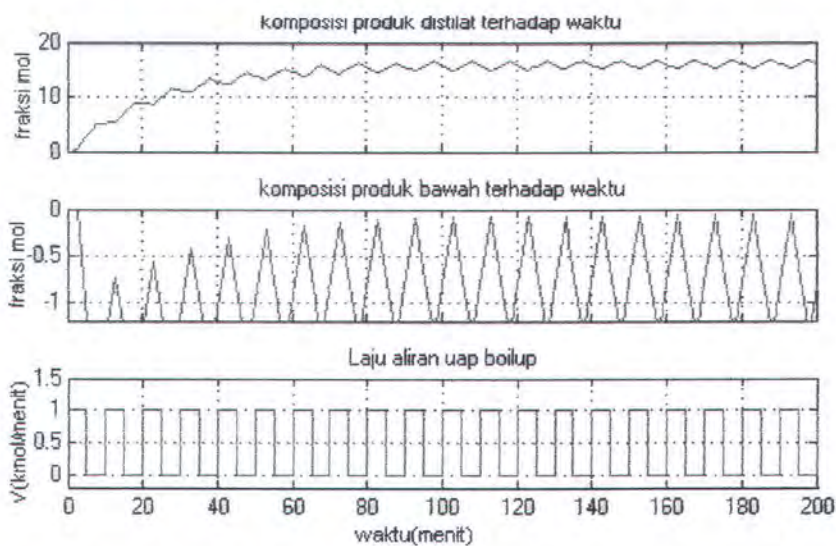
Pembangkitan dilakukan dengan memberikan input berupa sinyal acak seragam (*uniform random signal*) pada masukan L .



Gambar 4.2 Keluaran produk distilat (atas) dan produk bawah (bawah) dengan L berubah-ubah dan V tetap

Dari gambar di atas terlihat bahwa pada perlakuan L berubah-ubah dan V tetap, dengan bertambahnya laju aliran *reflux*, fraksi mol *methanol* produk distilat dan produk bawah juga bertambah. Dengan bertambahnya laju aliran *reflux*, maka rasio *reflux* juga bertambah besar. Hal ini mengakibatkan fraksi mol *methanol* pada semua nampan bertambah, sehingga fraksi mol *methanol* produk atas dan produk bawah juga bertambah. Dengan bertambahnya L , maka semakin banyak produk distilat yang kembali ke kolom, atau dengan kata lain laju produk distilat berkurang. Dengan berkurangnya laju produk distilat, maka laju produk bawah akan bertambah. Dari gambar dapat dilihat bahwa perubahan fraksi mol produk distilat berbanding lurus dengan perubahan fraksi mol produk bawah. Artinya, jika fraksi mol produk distilat meningkat, maka fraksi mol produk bawah juga meningkat. Begitu juga sebaliknya, jika fraksi mol produk distilat berkurang, maka fraksi mol produk bawah juga berkurang.

2. L tetap dan V berubah-ubah



Gambar 4.3 Keluaran produk distilat (atas) dan produk bawah (bawah) dengan L tetap dan V berubah-ubah

Pada ketentuan ini laju *reflux* dibuat tetap, sedangkan laju aliran uap *boilup* berubah-ubah. Apabila laju uap *boilup* bertambah, berarti banyak cairan yang dididihkan dan berubah menjadi fase uap. Keadaan ini mengakibatkan menurunnya fraksi mol *methanol* produk bawah. Penurunan fraksi mol produk bawah ini mengakibatkan kenaikan fraksi mol produk distilat. Dengan meningkatnya laju uap *boilup*, maka semakin banyak uap yang naik ke kondensor dan didinginkan. Akibatnya fraksi mol *methanol* produk atas meningkat. Dari gambar terlihat bahwa perubahan fraksi mol produk distilat dan fraksi mol produk bawah berbanding terbalik. Artinya, jika fraksi mol produk distilat bertambah, maka fraksi mol produk bawah akan berkurang, demikian juga sebaliknya.

Gambar keluaran *open loop plant* di atas menunjukkan bahwa kedua pasangan data $L - Y_D$ dan $V - X_B$ memiliki sifat berbanding senilai dan berbalik nilai. Dengan alasan ini tidak memungkinkan pemodelan proses dengan sifat yang berlawanan, oleh karena itu dipilih pemodelan proses struktur SISO (*Single Input Single Output*).

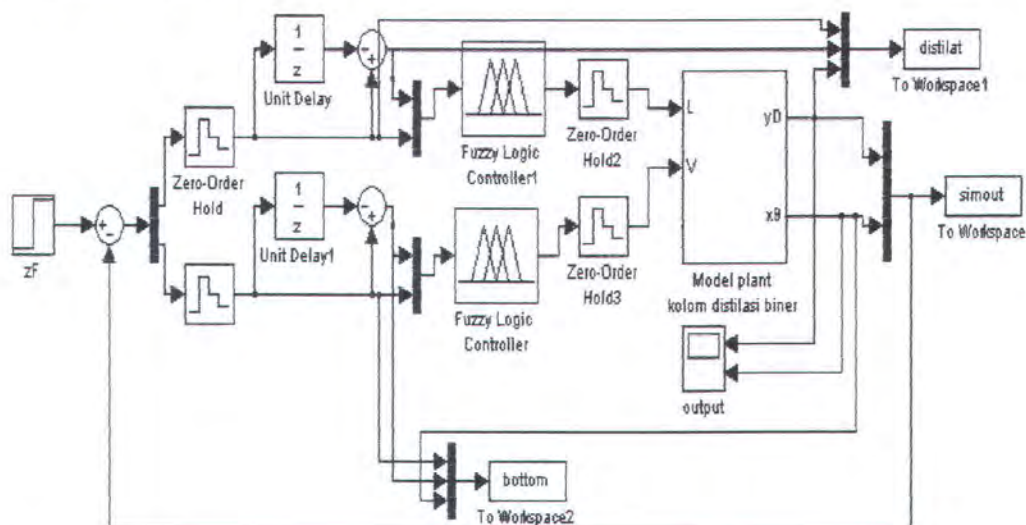
Dengan menyiapkan data input-output, akan dilakukan pengontrolan dengan kontroler logika fuzzy untuk memperoleh keluaran mendekati yang diinginkan, 99% fraksi mol *methanol* produk distilat, dan 1% fraksi mol *methanol* produk bawah.. Kemudian dilakukan prediksi dengan kontroler fuzzy prediktif model kolom distilasi biner. Prediksi ini dilakukan dengan menggunakan *toolbox* ANFIS (*Adaptive Neuro Fuzzy Inference Systems*) pada MATLAB. Output sistem masa lalu digunakan sebagai input ANFIS untuk memperoleh keluaran yang akan datang.

4.2 Inisialisasi nilai parameter dengan Logika Fuzzy

Dari analisa data di atas telah diperoleh informasi mengenai perilaku *plant*. Karena variabel input-output *plant* memiliki sifat berbanding senilai dan berbalik nilai, maka tidak dimungkinkan pemodelan proses dengan sifat yang berlawanan, oleh karena itu dipilih pemodelan proses struktur SISO (*Single Input Single Output*).

Pengontrolan dilakukan dengan menggunakan dua buah kontroler fuzzy. Pengontrolan ini dilakukan untuk memperoleh nilai awal parameter fuzzy. Nilai awal parameter ini sangat menentukan hasil identifikasi parameter model. Masing-masing kontroler mengendalikan variabel termanipulasi, yaitu L (laju aliran *reflux*) dan V (laju aliran uap *boilup*). Input masing-masing kontroler fuzzy ini adalah *error* dan *delta error*.

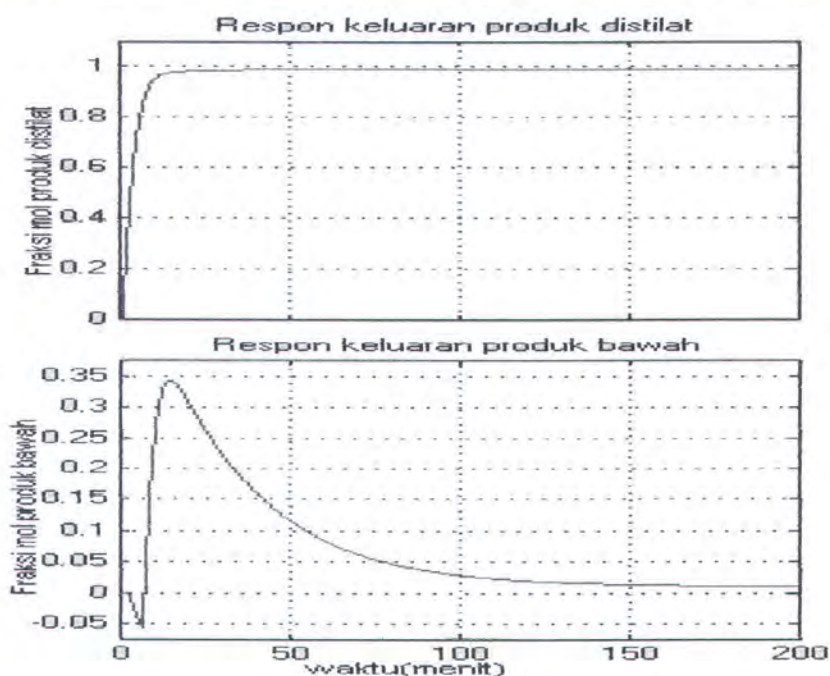
4.2.1 Sistem Tanpa Gangguan



Gambar 4.4 Struktur sistem ketika dalam proses pemilihan nilai awal parameter sistem logika fuzzy

Langkah-langkah inisialisasi harga awal parameter sistem logika *fuzzy* adalah dengan cara seperti tampak pada gambar 4.4. Pertama diberikan *set point* sebagai masukan sistem. Sinyal *error* diperoleh dengan mengurangkan *set point* dengan keluaran *plant*, sedangkan *delta error* diperoleh dengan mengurangkan *error* saat ke k dengan *error* saat ke $k-1$.

Respon keluaran sistem hasil inisialisasi parameter adalah sebagai berikut :



Gambar 4.5 Respon keluaran sistem hasil inisialisasi parameter dengan logika fuzzy

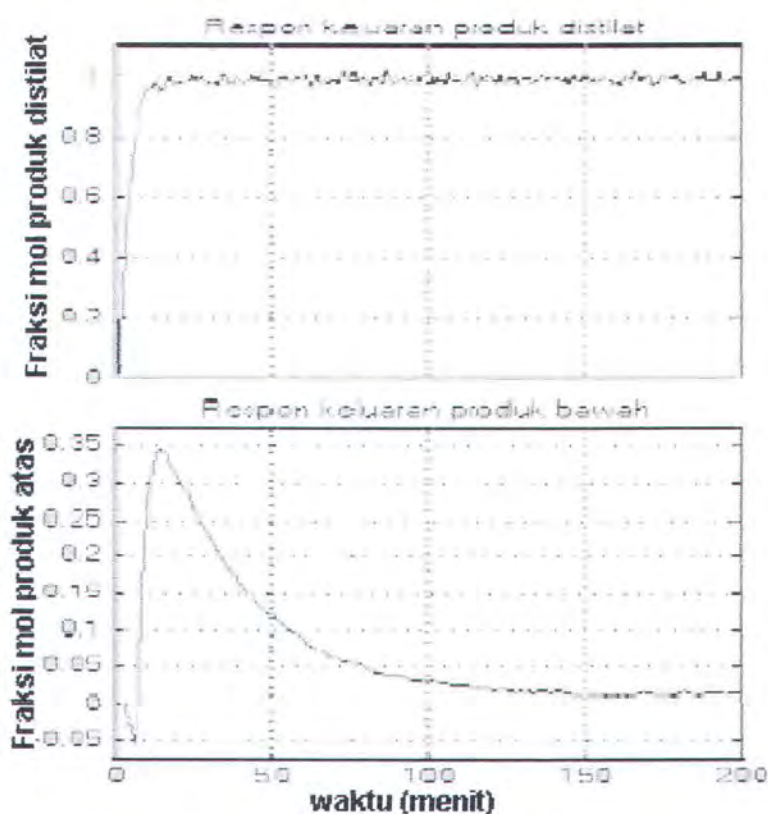
Dari gambar di atas tampak bahwa keluaran sistem mendekati keluaran yang diinginkan. Pada saat *steady state*, diperoleh fraksi mol *methanol* produk distilat 0.9895, dan fraksi mol *methanol* produk bawah sebesar 0.011. Fraksi mol *methanol* produk atas meningkat sampai mencapai *steady state* pada $t = 147$ menit, $error = -0.4895$, dan $delta\ error = 0$. Fraksi mol *methanol* produk bawah meningkat sampai mencapai fraksi mol 0.343 pada $t = 16$ menit, dengan $error = 0.157$, dan $delta\ error =$

- 0.0036. Kondisi *steady state* tercapai pada $t=179$ menit, dengan $error=0.489$, dan $\Delta error = 0$.

4.2.2 Sistem Dengan Gangguan

4.2.2.1 Gangguan dengan *Band Limited White Noise*

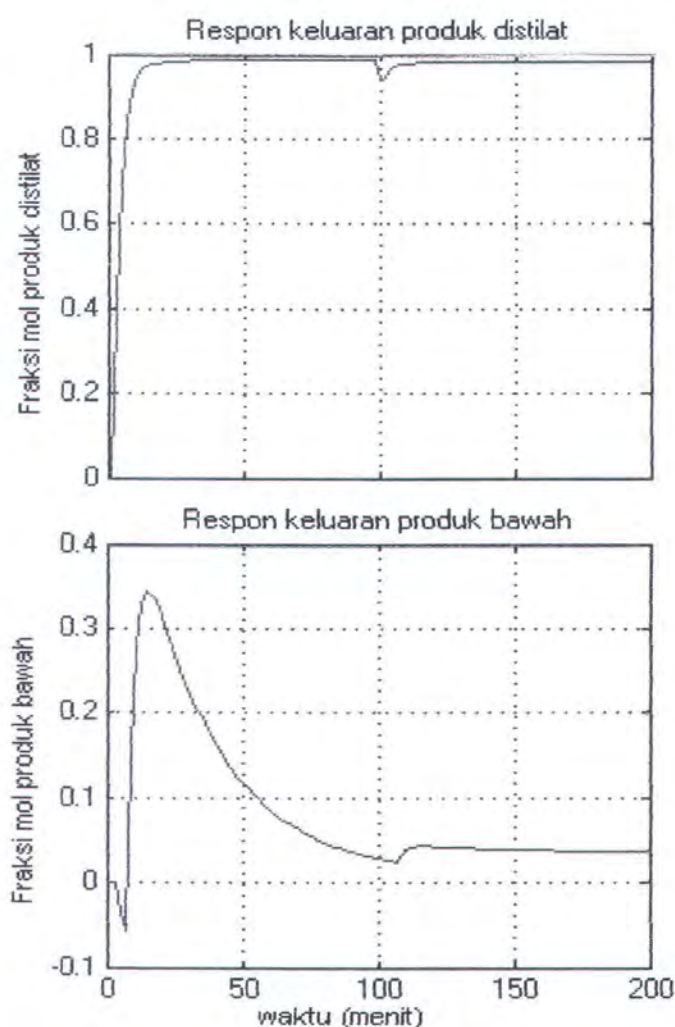
Kemudian diberikan gangguan berupa laju aliran umpan (F). Pada simulasi ini diwakili dengan *band limited white noise*. Respon keluaran sistem dengan gangguan ditunjukkan pada gambar 4.6. Dari gambar terlihat bahwa pada respon keluaran produk distilat gangguan menyebabkan fluktuasi fraksi mol, sedangkan pada produk bawah, gangguan tidak begitu berpengaruh, hanya ada osilasi kecil.



Gambar 4.6 Respon step pengaturan komposisi kolom distilasi biner dengan gangguan berupa *Band Limited White Noise*

4.2.2.2 Gangguan dengan *Unit Step*

Pada segmen ini gangguan diberikan berupa laju aliran umpan (F) yang berubah pada $t = 100$ menit, berkurang 0.05 mol/menit. Respon keluarannya diberikan pada gambar 4.7. Dengan diberikannya gangguan ini, fraksi mol produk distilat dan produk bawah berkurang 0.05 pada $t=100$ menit, kemudian kembali lagi pada keadaan *steady state*. Dengan demikian gangguan tidak mempengaruhi sistem, karena sistem mampu beradaptasi dan mencapai keadaan *steady state* kembali.



Gambar 4.7 Respon step pengaturan komposisi kolom distilasi biner dengan gangguan berupa *Unit Step* pada $t = 100$ menit

4.3 Kontrol Prediksi

Pada bagian ini akan dilakukan mekanisme kontrol prediktif dengan metode ANFIS (*Adaptive Neuro Fuzzy Inference Systems*) Takagi Sugeno. Simulasi dilakukan menggunakan *toolbox* Anfis pada MATLAB. Prediksi ini menggunakan mekanisme sebagai berikut:

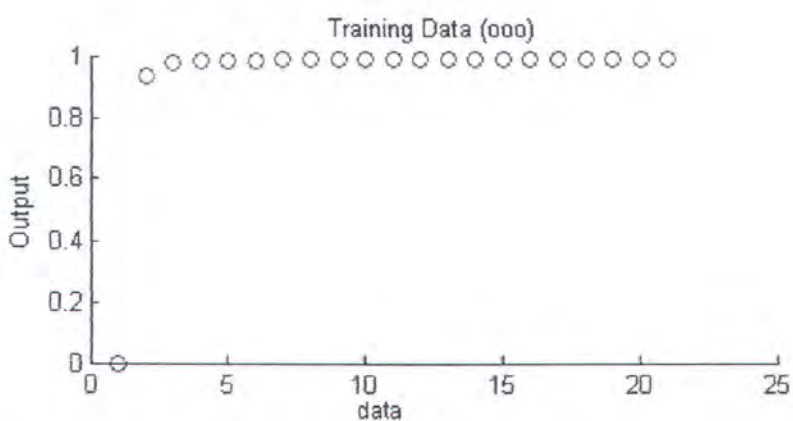
1. *Loading data*
2. Membangkitkan FIS
3. *Training FIS*
4. Menguji FIS

4.3.1 Kontrol Prediksi pada sistem tanpa gangguan

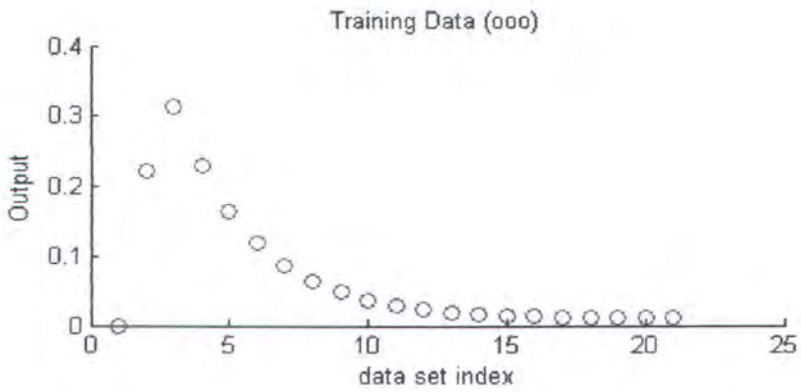
Pada prediksi ini dilakukan tahapan prediksi seperti di atas, yaitu :

1. *Loading data*

Data diambil dari simulasi sistem dengan menggunakan logika fuzzy. Data ini berupa respon input dan output sistem inisialisasi parameter sebelumnya. Setelah dilakukan *loading data*, kemudian diperoleh hasil training data.



Gambar 4.8 Training data untuk keluaran komposisi produk distilat



Gambar 4.9 Training data untuk keluaran komposisi produk bawah

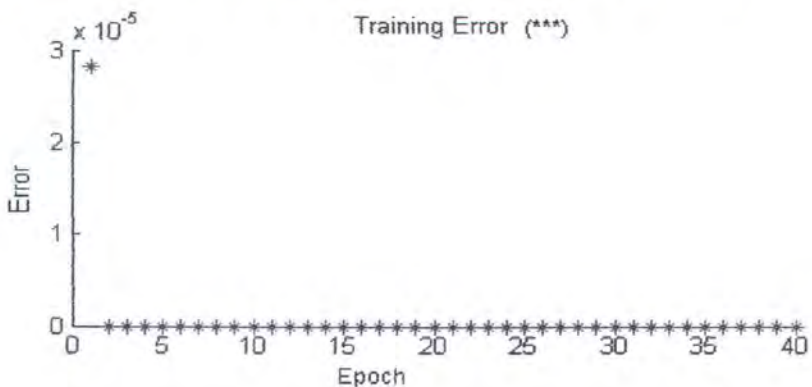
3. Membangkitkan FIS

Pada bagian ini akan dibangkitkan FIS untuk masing-masing kontroler.

4. Training FIS

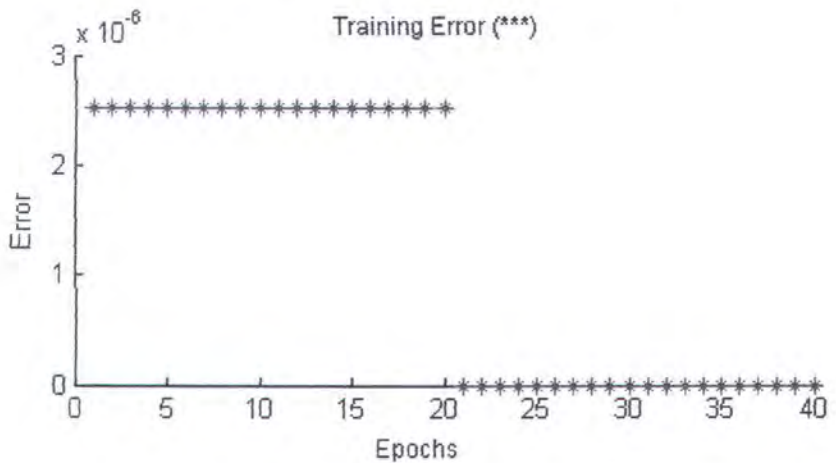
Pada bagian ini dilakukan *training error* untuk meminimumkan *error* prediksi. Metode optimasi yang digunakan untuk *training error* ini adalah gabungan metode *backpropagation* dan metode *least square*. Pada mekanisme pelatihan ini, terjadi perubahan parameter fungsi keanggotaan input dan output FIS.

Training error untuk prediksi keluaran komposisi produk distilat dilakukan dengan menggunakan metode optimasi *hybrid*, dengan toleransi *error* 0, dan 40 *epoch*. *Training error* ini menghasilkan SSE sebesar 2.8183×10^{-5} .



Gambar 4.10 Training error untuk keluaran komposisi produk distilat

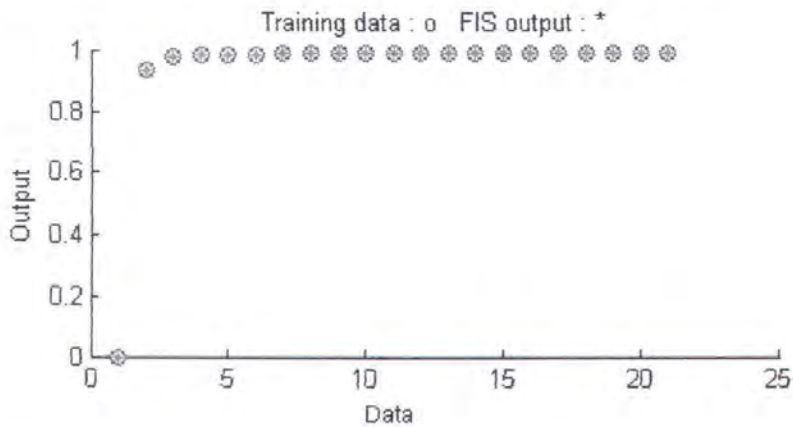
Training error untuk prediksi keluaran komposisi produk bawah dilakukan dengan menggunakan metode optimasi *hybrid*, dengan toleransi *error* 0, dan 40 *epoch*. *Training error* ini menghasilkan SSE sebesar 2.5204×10^{-6} .



Gambar 4.11 *Training error* untuk keluaran komposisi produk bawah

5. Menguji FIS

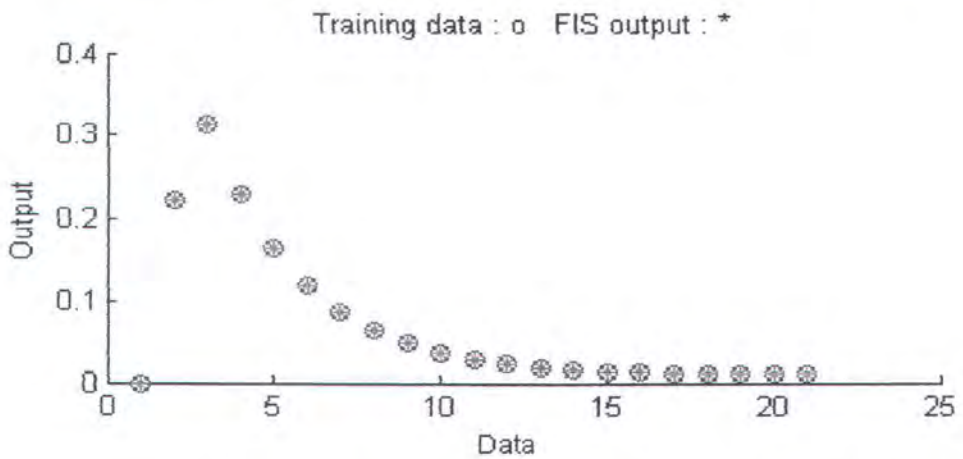
Pengujian FIS dilakukan untuk melihat seberapa jauh *training* mampu memprediksi keluaran dari input berupa data keluaran sebelumnya.



Gambar 4.12 Pengujian FIS untuk keluaran komposisi produk distilat

Gambar 4.12 menunjukkan perbandingan antara data dan keluaran FIS hasil *training* untuk komposisi produk distilat. Dari gambar terlihat bahwa keluaran

FIS mampu memprediksi keluaran dengan menggunakan informasi dari data sebelumnya. Keluaran prediksi menghasilkan SSE sebesar 2.8183×10^{-5} .



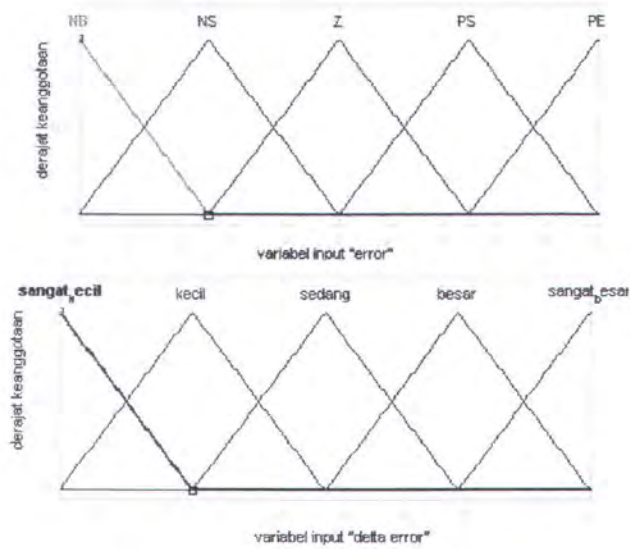
Gambar 4.13 Pengujian FIS untuk keluaran komposisi produk bawah

Gambar 4.13 menunjukkan perbandingan antara *training* data dan keluaran FIS untuk data berupa keluaran produk bawah. Dari gambar terlihat bahwa keluaran FIS mampu memprediksi keluaran dengan menggunakan informasi dari data sebelumnya. Keluaran prediksi menghasilkan SSE sebesar 2.5204×10^{-6} .

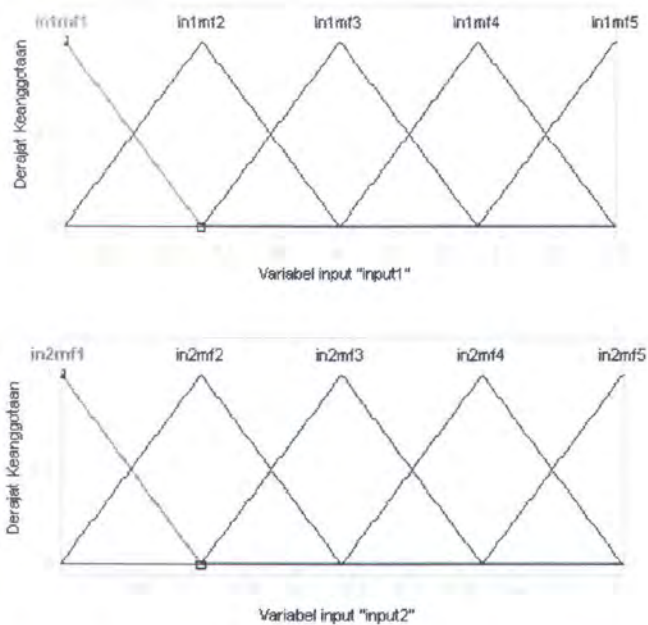
Pada prediksi dengan menggunakan ANFIS ini juga dilakukan *training* untuk memperoleh parameter model yang terbaik. Setelah dilakukan *training*, parameter fungsi keanggotaan *fuzzy* berubah. Perubahan parameter fungsi keanggotaan *fuzzy* pada komposisi produk distilat dan komposisi produk bawah tampak pada gambar.

Dari gambar terlihat bahwa terjadi perubahan parameter *range* input pada prediksi komposisi produk distilat. Input sebelum prediksi, *error* berada pada $-10 \leq m \leq 10$, dan *delta error* berada pada $-0.681 \leq m \leq 8$. Setelah prediksi input1 berada pada $-0.4895 \leq m \leq 0.5$, dan input2 berada pada $-0.02255 \leq m \leq 0.5$.

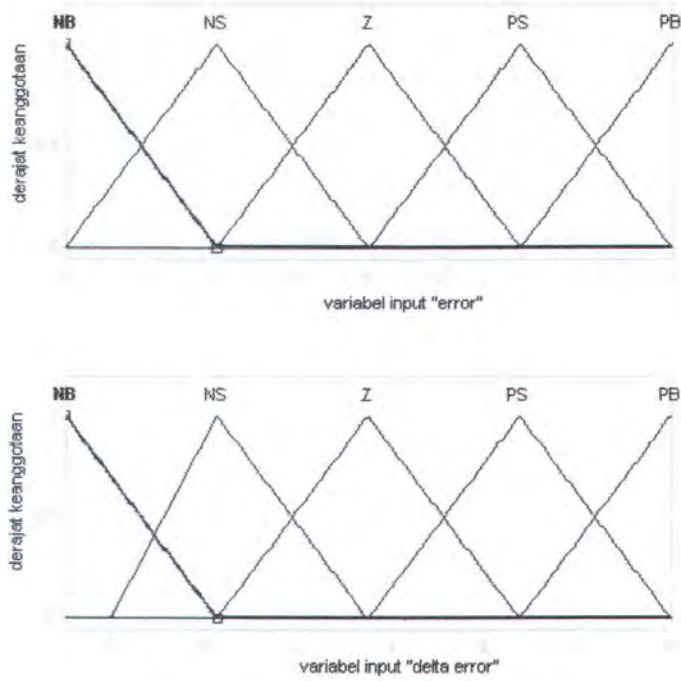




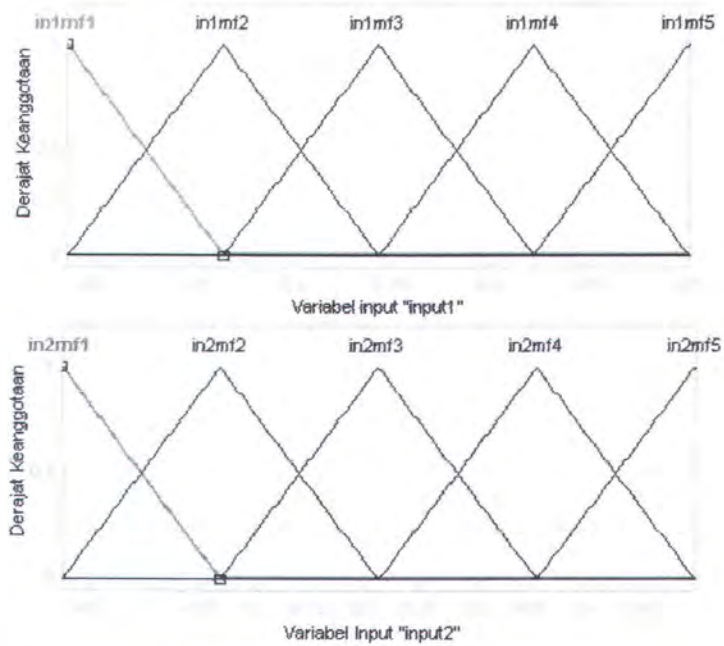
Gambar 4.14 Fungsi Keanggotaan input untuk komposisi produk distilat sebelum prediksi



Gambar 4.15 Fungsi Keanggotaan input untuk komposisi produk distilat setelah prediksi



Gambar 4.16 Fungsi Keanggotaan input untuk komposisi produk bawah sebelum prediksi



Gambar 4.17 Fungsi Keanggotaan input untuk komposisi produk bawah setelah prediksi

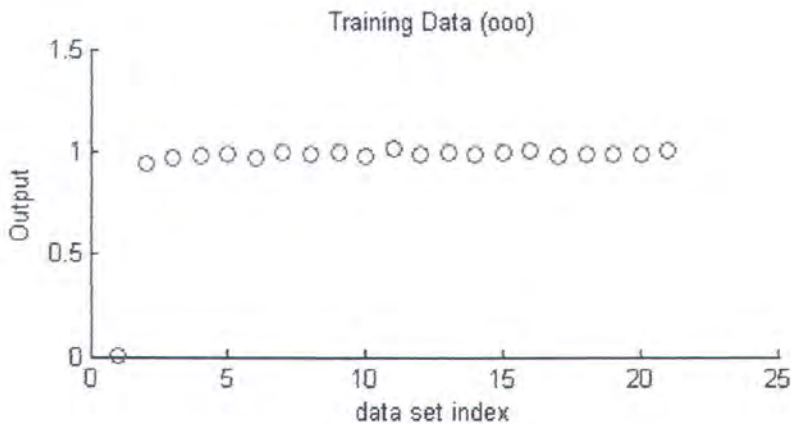
Dari gambar 4.16 dan 4.17 terlihat bahwa terjadi perubahan parameter *range* input pada prediksi komposisi produk bawah. Input sebelum prediksi, *error* berada pada $-2 \leq m \leq 2$, dan *delta error* berada pada $-3 \leq m \leq 10$. Setelah prediksi input1 berada pada $-0.1869 \leq m \leq 0.5$, dan input2 berada pada $-0.07479 \leq m \leq 0.5$.

4.3.2 Kontrol Prediksi pada sistem dengan gangguan

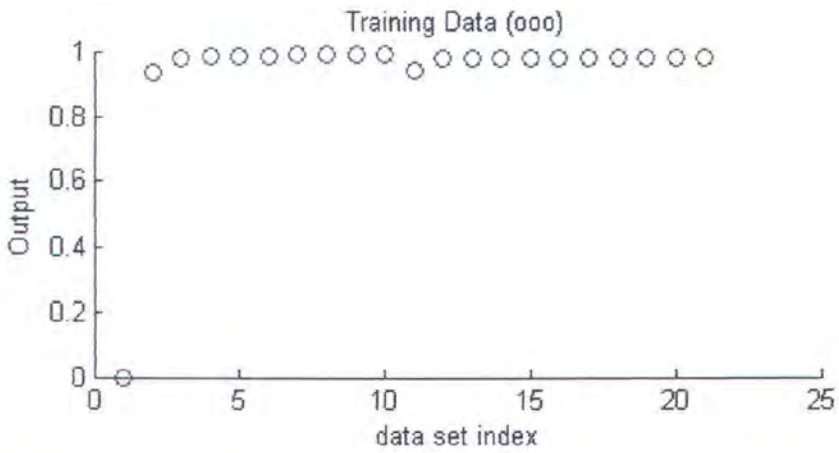
Pada bagian ini akan dilakukan prediksi pada sistem dengan gangguan. Tahapan prediksi sama dengan prediksi tanpa gangguan. Prediksi dilakukan dengan tahapan sebagai berikut:

1. Loading data

Data yang dipanggil adalah data respon sistem dengan gangguan yang telah dilakukan pada inisialisasi parameter sub bab 4.2.2. Hasil *training data* sistem dengan gangguan terlihat pada gambar 4.18 dan 4.19.

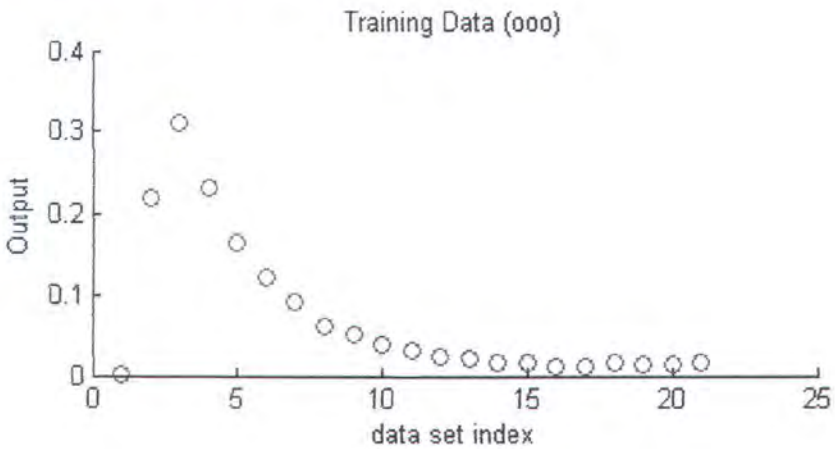


Gambar 4.18 Training data untuk keluaran komposisi produk distilat dengan gangguan *Band Limited White Noise*

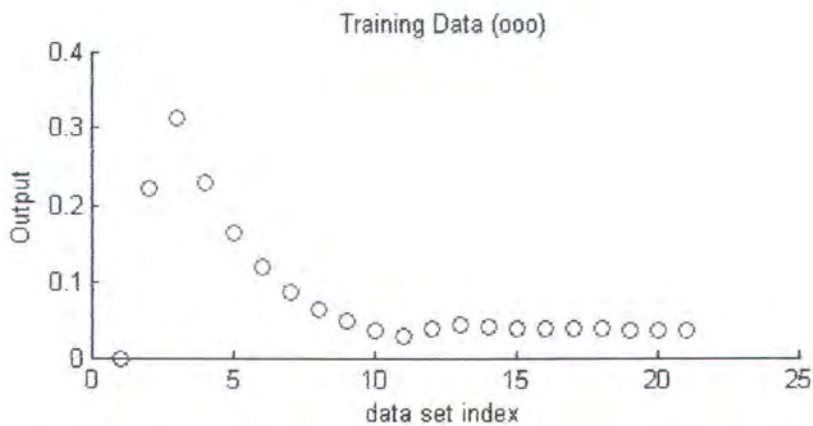


Gambar 4.19 Training data untuk keluaran komposisi produk distilat dengan gangguan *Unit Step*

Gambar 4.18 sampai 4.21 menunjukkan hasil *training* data untuk sistem dengan gangguan. Pada gambar 4.19 dan 4.20, osilasi pada keadaan *steady state* menggambarkan gangguan pada sistem.



Gambar 4.20 Training data untuk keluaran komposisi produk bawah dengan gangguan *Band Limited White Noise*



Gambar 4.21 Training data untuk keluaran komposisi produk bawah dengan gangguan *Unit Step*

2. Membangkitkan FIS

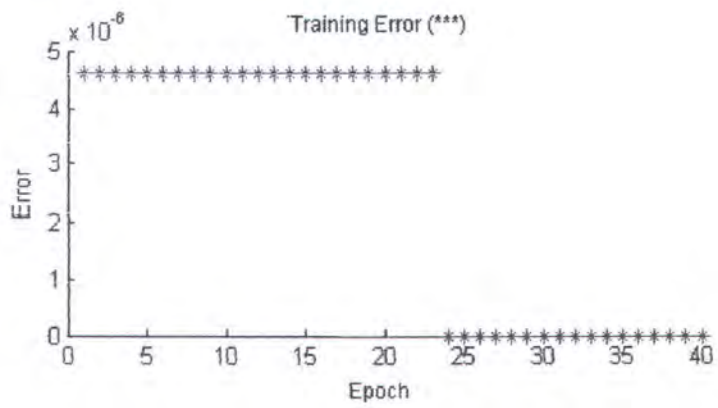
Pada bagian ini dibangkitkan FIS pada masing-masing keluaran.

3. Training FIS

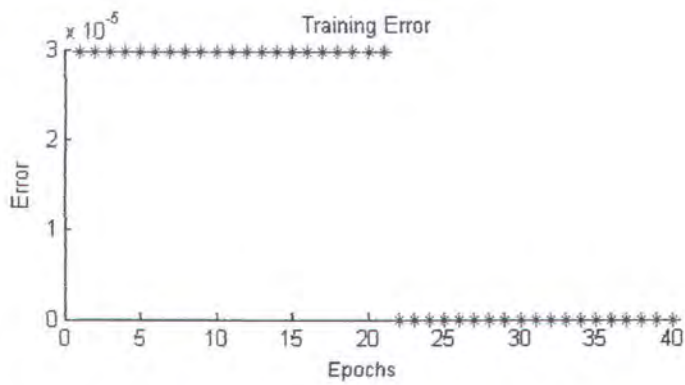
Pada tahapan ini dilakukan *training error* pada masing-masing *training data*.

Pada keluaran sistem komposisi produk distilat dengan gangguan, dilakukan *training error* dengan menggunakan metode optimasi gabungan *backpropagation* dan metode *least square*, dengan toleransi *error 0*, dan 40 *epoch*. *Training error* pada keluaran komposisi produk distilat dengan gangguan *band limited white noise* menghasilkan SSE sebesar 4.6202×10^{-6} dan dengan gangguan unit step menghasilkan SSE sebesar 2.9773×10^{-5} .

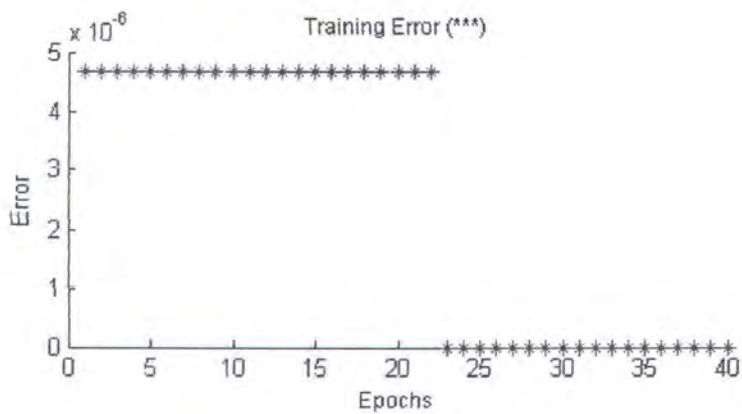
Training error pada komposisi produk bawah dengan gangguan, dilakukan metode optimasi gabungan *backpropagation* dan metode *least square*, dengan toleransi *error 0*, dan 40 *epoch*. *Training error* pada keluaran komposisi produk bawah dengan gangguan *band limited white noise* ini menghasilkan SSE sebesar 4.6817×10^{-6} dan dengan gangguan unit step menghasilkan SSE 3.1753×10^{-6} .



Gambar 4.22 *Training error* untuk keluaran komposisi produk distilat dengan gangguan *Band Limited White Noise*



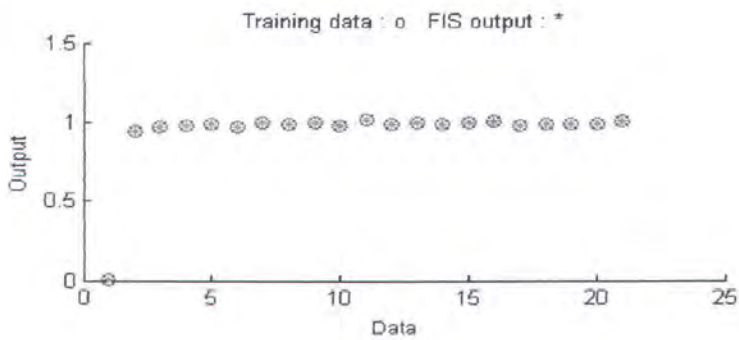
Gambar 4.23 *Training error* untuk keluaran komposisi produk distilat dengan gangguan *Unit Step*



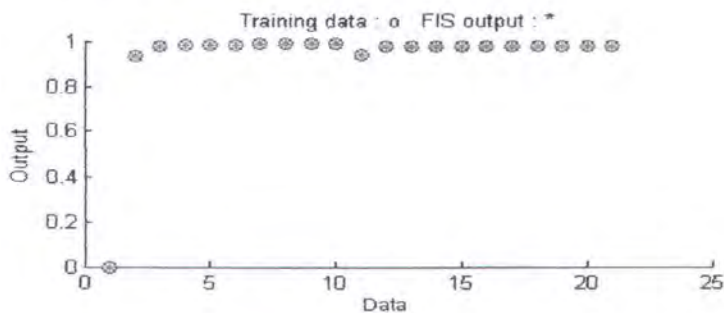
Gambar 4.24 *Training error* untuk keluaran komposisi produk bawah dengan gangguan *Band Limited White Noise*

4. Menguji FIS

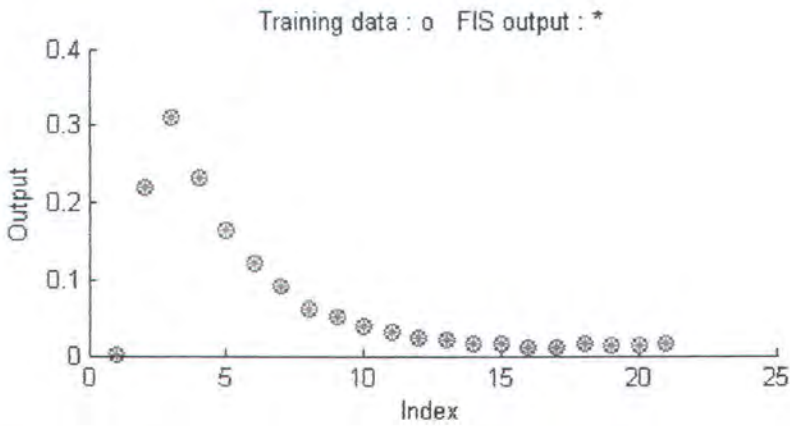
Pada bagian ini akan dibandingkan hasil *training data*, dan hasil prediksi. Pada gambar 4.25 sampai 4.28, dilakukan pengujian hasil prediksi dan hasil *training data*. Dari gambar terlihat bahwa kontrol prediktif mampu memprediksi keluaran, karena keluarannya sama dengan keluaran hasil training data. SSE untuk keluaran komposisi produk distilat dengan gangguan *band limited white noise* sebesar 4.6202×10^{-6} dan dengan gangguan unit step menghasilkan SSE sebesar 2.9773×10^{-5} . SSE untuk keluaran komposisi produk bawah dengan gangguan *band limited white noise* sebesar 4.6817×10^{-6} dan dengan gangguan unit step 43.1753×10^{-6} .



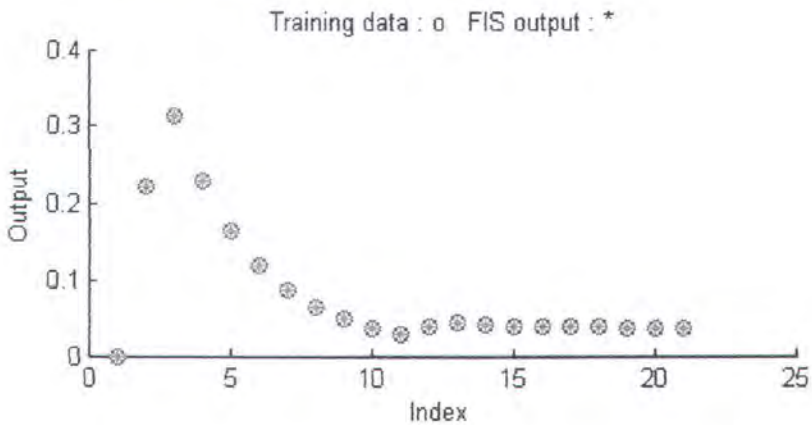
Gambar 4.25 Pengujian FIS untuk keluaran komposisi produk distilat dengan gangguan *Band Limited White Noise*



Gambar 4.26 Pengujian FIS untuk keluaran komposisi produk distilat dengan gangguan *unit step*

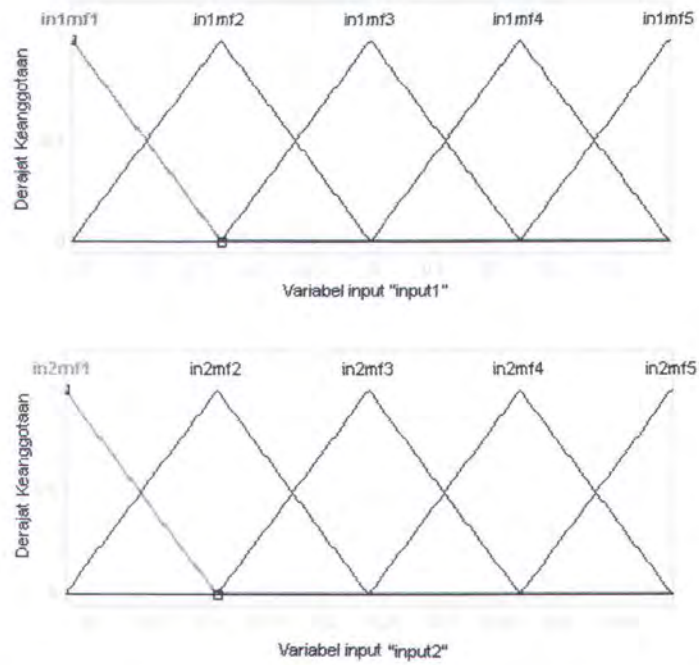


Gambar 4.27 Pengujian FIS untuk keluaran komposisi produk bawah dengan gangguan *Band Limited White Noise*

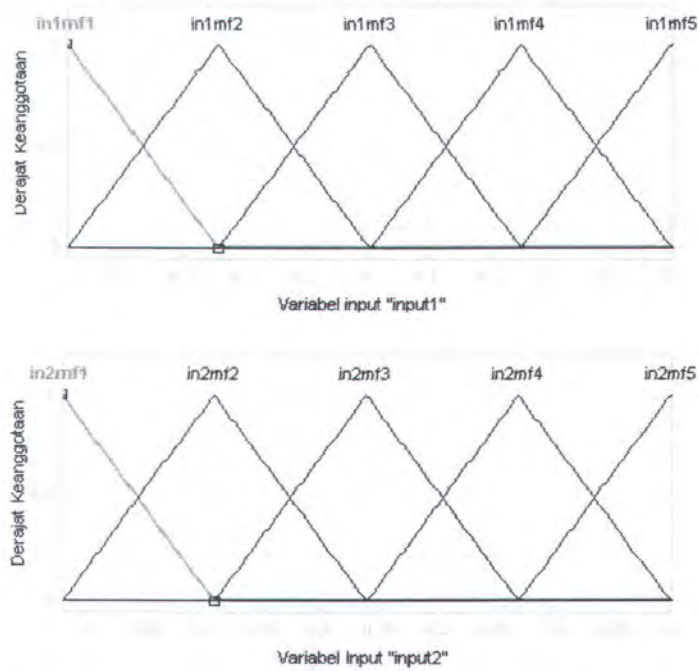


Gambar 4.28 Pengujian FIS untuk keluaran komposisi produk bawah dengan gangguan *unit step*

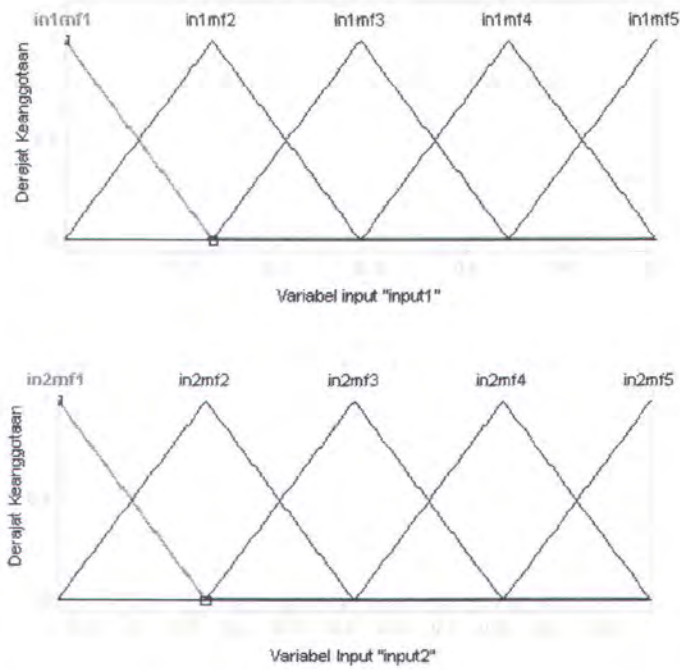
Pada prediksi dengan menggunakan ANFIS ini juga dilakukan *training* untuk memperoleh parameter model yang terbaik. Setelah dilakukan *training*, parameter fungsi keanggotaan *fuzzy* berubah. Perubahan parameter fungsi keanggotaan *fuzzy* pada komposisi produk distilat dan komposisi produk bawah tampak pada gambar.



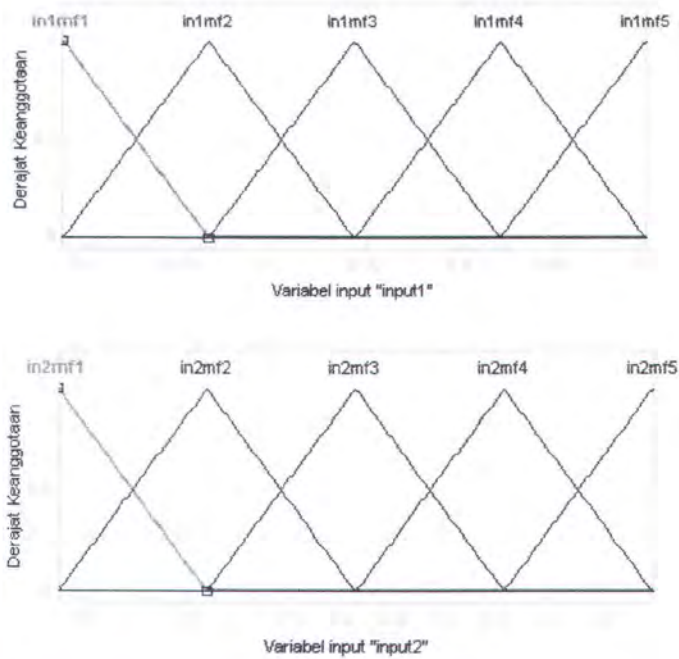
Gambar 4.29 Parameter fungsi keanggotaan kontrol prediktif *fuzzy* keluaran produk distilat dengan gangguan *band limited white noise*



Gambar 4.30 Parameter fungsi keanggotaan kontrol prediktif *fuzzy* keluaran produk distilat dengan gangguan *unit step*



Gambar 4.31 Parameter fungsi keanggotaan kontrol prediktif *fuzzy* keluaran produk bawah dengan gangguan *Band Limited White Noise*



Gambar 4.32 Parameter fungsi keanggotaan kontrol prediktif *fuzzy* keluaran produk bawah dengan gangguan *unit step*

Dari gambar terlihat bahwa terjadi perubahan parameter *range* input pada prediksi komposisi produk distilat dengan gangguan. Input sebelum prediksi, *error* berada pada $-10 \leq m \leq 10$, dan *delta error* berada pada $-0.681 \leq m \leq 8$. Setelah prediksi input1 berada pada $-0.5151 \leq m \leq 0.4964$, dan input2 berada pada $-0.02408 \leq m \leq 0.4964$ untuk gangguan *band limited white noise*, dan input1 berada pada $-0.4889 \leq m \leq 0.5$, dan input2 berada pada $-0.02255 \leq m \leq 0.5$ untuk gangguan unit step.

Dari gambar 4.16, 4.31 dan 4.32 terlihat bahwa terjadi perubahan parameter *range* input pada prediksi komposisi produk bawah dengan gangguan. Input sebelum prediksi, *error* berada pada $-2 \leq m \leq 2$, dan *delta error* berada pada $-3 \leq m \leq 10$. Setelah prediksi input1 berada pada $0.188 \leq m \leq 0.5$, dan input2 berada pada $-0.07585 \leq m \leq 0.5$ untuk gangguan berupa *band limited white noise*, dan berada pada $0.1869 \leq m \leq 0.5$, dan input2 berada pada $-0.07479 \leq m \leq 0.5$ untuk gangguan berupa unit step.

BAB V

KESIMPULAN DAN SARAN

BAB V

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Dari hasil simulasi diperoleh kesimpulan sebagai berikut :

1. Pada inisialisasi parameter awal dengan menggunakan kontrol logika *fuzzy*, diperoleh keluaran fraksi mol *methanol* produk atas 0.9895, dan keluaran fraksi mol *methanol* produk bawah sebesar 0.011, keluaran ini sudah sesuai dengan keluaran yang diinginkan.
2. Setelah dilakukan prediksi, parameter fungsi keanggotaan *fuzzy* berubah. Prediksi pada sistem tanpa gangguan dengan keluaran komposisi produk distilat, memberikan perubahan parameter fungsi keanggotaan pada input 1 dari $-10 \leq m \leq 10$ menjadi $-0.4895 \leq m \leq 0.5$, dan input 2 dari $-0.681 \leq m \leq 8$ menjadi $-0.02255 \leq m \leq 0.5$. Pada keluaran komposisi produk bawah parameter input 1 berubah dari $-2 \leq m \leq 2$ menjadi $-0.07479 \leq m \leq 0.5$, dan input 2 dari $-3 \leq m \leq 10$ menjadi $0.1869 \leq m \leq 0.5$.
3. Pada prediksi dengan menggunakan kontrol prediktif fuzzy ANFIS, prediksi mampu mengikuti model yang diberikan. Hasil prediksi mampu meminimumkan error sehingga diperoleh *error* prediksi SSE pada prediksi keluaran komposisi produk distilat sebesar 2.8183×10^{-5} , dan *error* prediksi SSE pada prediksi keluaran komposisi produk bawah sebesar 2.5204×10^{-6} .
4. Pada prediksi keluaran sistem dengan gangguan, sistem juga mampu mengikuti keluaran model yang diberikan. *Error* prediksi SSE pada prediksi keluaran komposisi produk distilat dengan gangguan *band limited white noise* sebesar

4.6202×10^{-6} , dan *error* prediksi SSE pada prediksi keluaran komposisi produk bawah dengan gangguan *band limited white noise* sebesar 4.6817×10^{-6} .

5.2 Saran

Pada penelitian selanjutnya, diberikan saran sebagai berikut :

1. Perlu dilakukan inisialisasi parameter yang lebih tepat sehingga tidak ada harga negatif pada komposisi produk
2. Perlu diterapkan penggunaan metode yang lain untuk pengaturan komposisi kolom distilasi biner *methanol*-air sebagai pembanding sehingga diperoleh metode yang tepat untuk pengontrolan komposisi produk kolom distilasi biner.



DAFTAR PUSTAKA

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Abonyi, J. (2003) *Fuzzy Model Identification*, Birkhauser Boston, MA, USA
- [2] Algöwer, et.al. (2000) Nonlinear Model Predictive Control For Large Scale Systems, *Proceedings of 6th Int. Conf. on Methods and Models in Automation and Robotics*, MMAR 2000, pp 43-54
- [3] Arfani, Muhammad. (2005) Modified IMC berbasis JST pada Pengendalian Kolom Distilasi Tunggal Sistem Biner *Methanol-air*, Skripsi, FTI ITS, Surabaya
- [4] Findersen R., Diehl M., Schlöder JP, (2001) Computational Feasibility and Performance of Nonlinear Model Predictive Control Schemes, *Proceedings of European Control Conference, ECC*
- [5] Hengstebeck, R. J., (1961) *Distillation Principles and Design Procedures*, Reinhold Book Corporation, New York
- [6] Huang, Y. L, et.al (2000) Fuzzy Model Predictive Control, *IEEE Transaction on Fuzzy Systems*, vol. 8 no. 6
- [7] Ismail Kirbaslar S., Ahmed Aydin, Umur Dramur, (1998) Identification Of A Binary Distillation Column Using Pulse Testing, *Tr. Journal of Engineering and Environmental Science*, **volume 22**, hal 255-267
- [8] Jang, J.S.R, (1993) ANFIS: Adaptive-Network-Based Fuzzy Inference System, *IEEE Trans. Systems, Man, Cybernetics*, 23(5/6):665-685
- [9] Jang, J.S.R., Gulley, N., (1995) *The Fuzzy Logic Toolbox for use with MATLAB*, The Mathworks Inc., Natick, MA

- [10] Lee, Moonyong, (2000) Process Control Using a Neural Network Conventional PID Controllers, *The Institute of Control, Automation and Systems Engineers* vol.2 no. 2
- [11] Mollow S., Babuska R., Abonyi J., Verbruggen H. B., *A Real Time Solution to Fuzzy Model Based Predictive Control*, *Int Journal of Approximate Reasoning*, page 1-32, 2000
- [12] Mollow S., Babuska R., Abonyi J., Verbruggen H. B., (2004) Effective Optimization for Fuzzy Model predictive Control, *IEEE Transaction on Fuzzy Systems*, vol 12 no. 5 p.661-675, October 2004
- [13] Morari, Manfred dan Zafiriou, Evangelos, (1989), *Robust Process Control*, Prentice Hall International Inc, New Jersey
- [14] Noro Kusuma (2002) Sintesis Penentuan Sistem Kontrol Secara Plantwide dengan Prosedur Hirarkis untuk Pemisahan Metanol-Air dengan dua Kolom Distilasi yang menggunakan Integrasi Panas, Tesis, FTI ITS, Surabaya
- [15] Shinskey, F. G., (1984) *Distillation Control For Productivity and Energy Conservation*, McGraw Hill Book Company, New York
- [16] Son Kuswadi, (2003) *Kendali Cerdas (Intelegent Control)*, EEPIS Press, Surabaya
- [17] Syamsul N, Priyo, dkk, *Penerapan Model Predictive Control pada Sistem Kontrol Terdistribusi untuk Pengontrolan Plant Reaktor-Separator*, *Proceedings Industrial Electronics Seminar 2005 EEPIS-ITS*, 2005
- [18] Wang, Li-Xin (1994) *Adaptive Fuzzy Systems and Control*, Prentice Hall International Inc, New Jersey

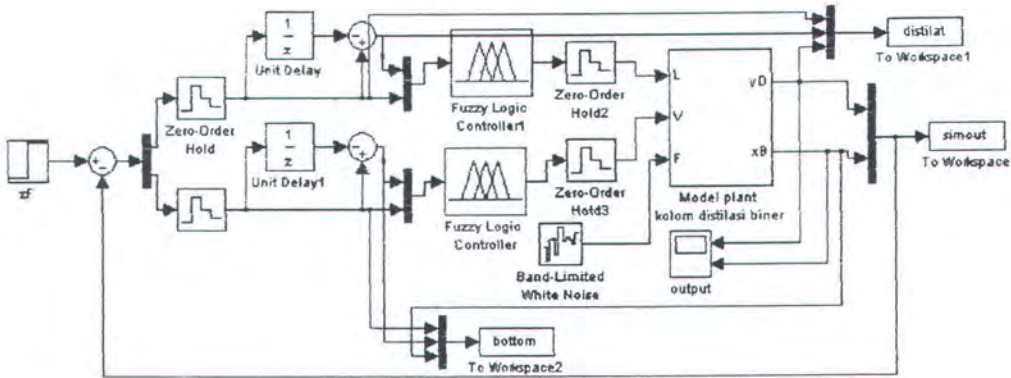


- [19] Totok R. Biyanto, (2005) Perbandingan Performansi Pengendalian LV, DV dan RR-V Pada Kolom Distilasi Biner, *Proceedings Industrial Electronics Seminar 2005*, EEPIS Press, Surabaya
- [20] Waller, J. B., (2003) Directionality and Nonlinearity-Challenges in Process Control, Disertasi, Åbo Akademi University, Åbo
- [21] www.en.wikipedia.org/wiki/Distillation
- [22] www.van-der-walls.pc.uni-koeln.de/cabe/cabecalc.html
- [23] www.dx.doi.org/10.1002/aic.690370509
- [24] www.nt.nu.no/users/haugwars/TKP4105-Separation-Technology/Handouts/McCabeThieleMethod.pdf

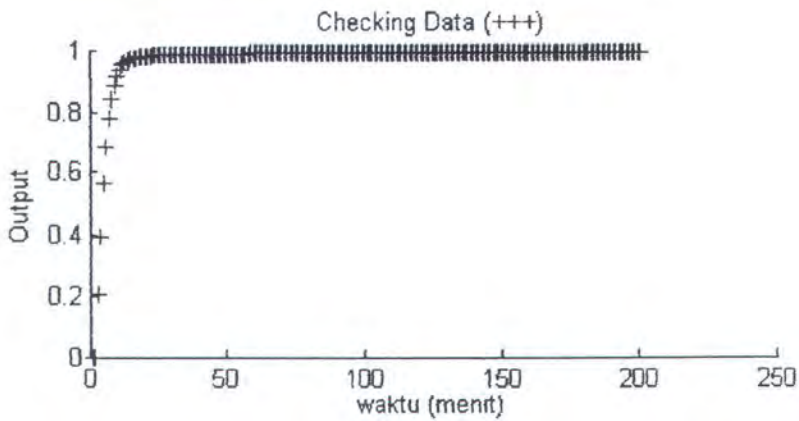
LAMPIRAN A



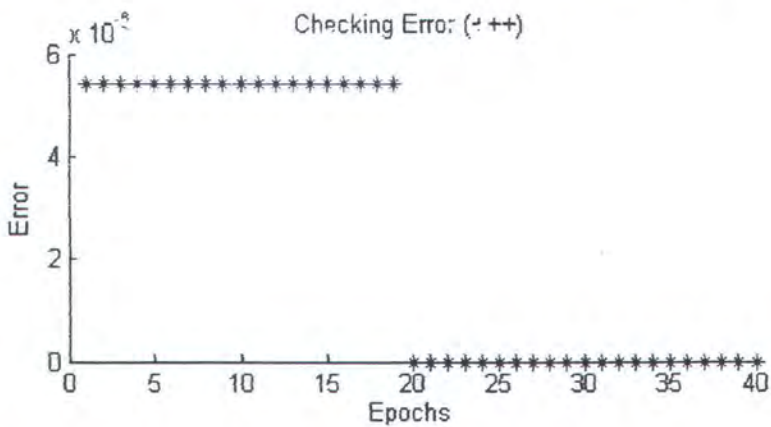
LAMPIRAN A



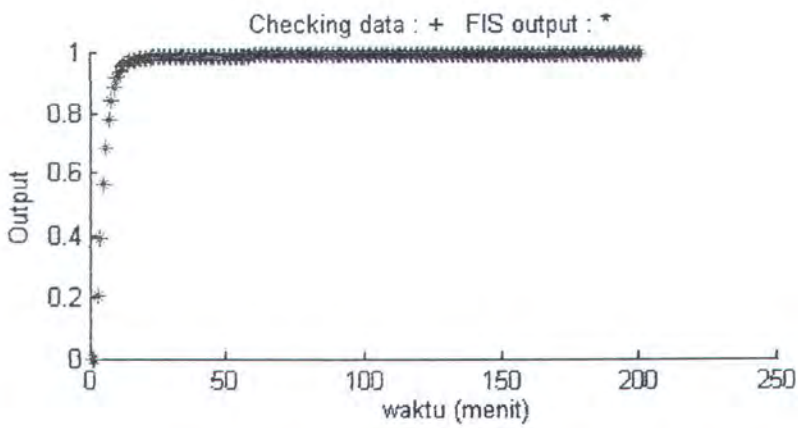
Gambar A.1 Struktur sistem ketika dalam proses pemilihan nilai awal parameter sistem logika fuzzy dengan gangguan



Gambar A.2 Checking data untuk keluaran komposisi produk distilat

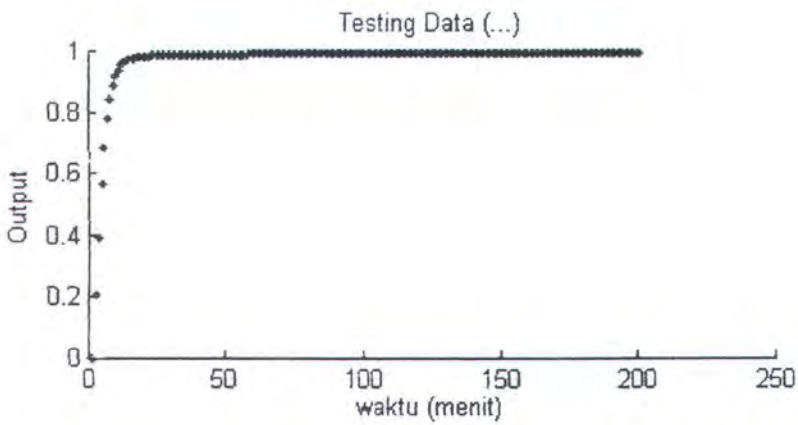


Gambar A.3 Checking error untuk keluaran komposisi produk distilat

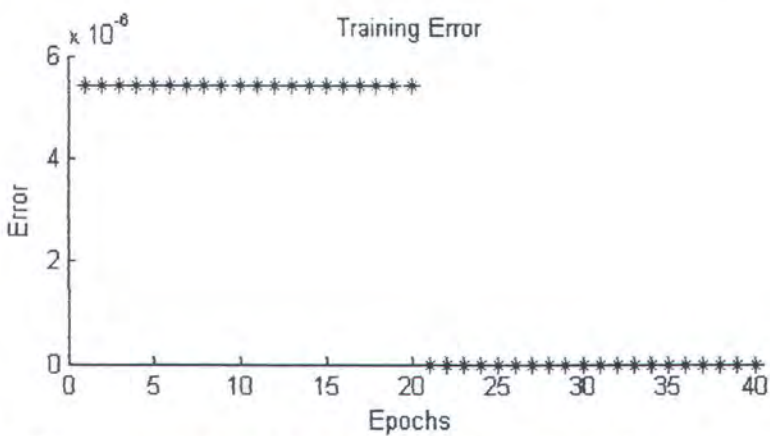


Gambar A.4 Pengujian FIS pada keluaran produk distilat hasil *checking data*

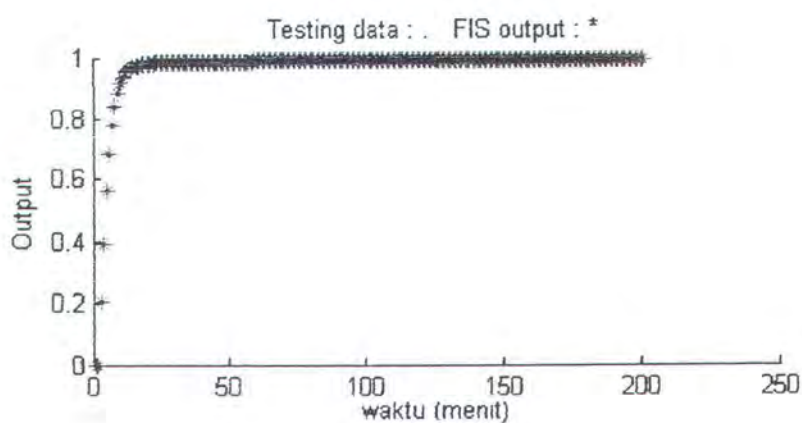
Error SSE sebesar 5.4077×10^{-6}



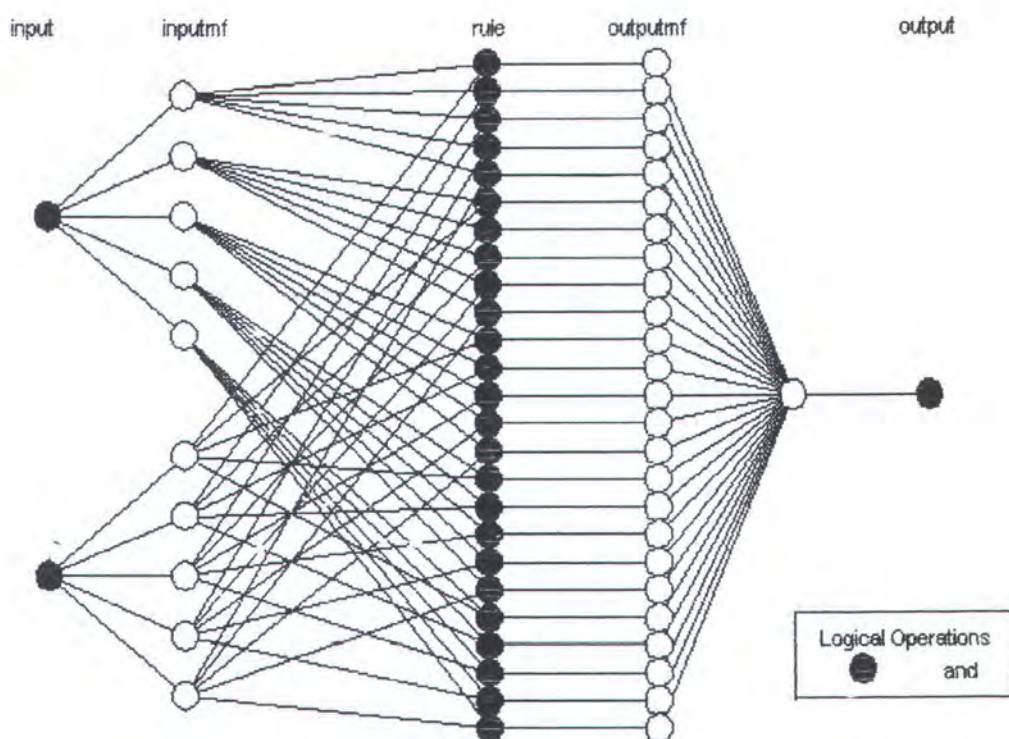
Gambar A.5 *Testing data* untuk keluaran komposisi produk distilat



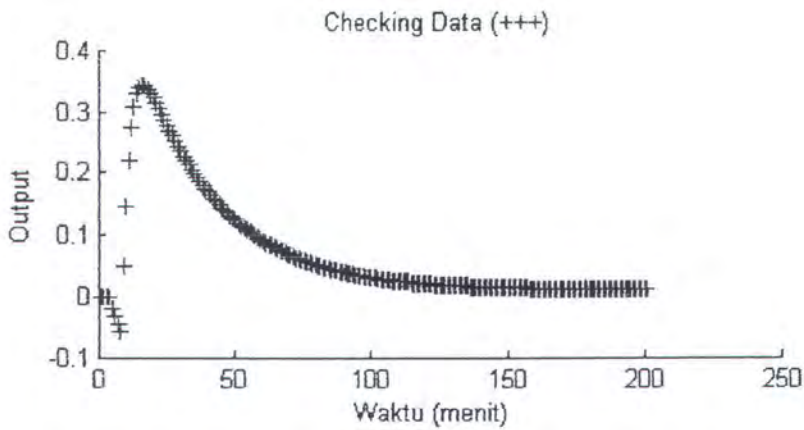
Gambar A.6 *Testing error* untuk keluaran komposisi produk distilat



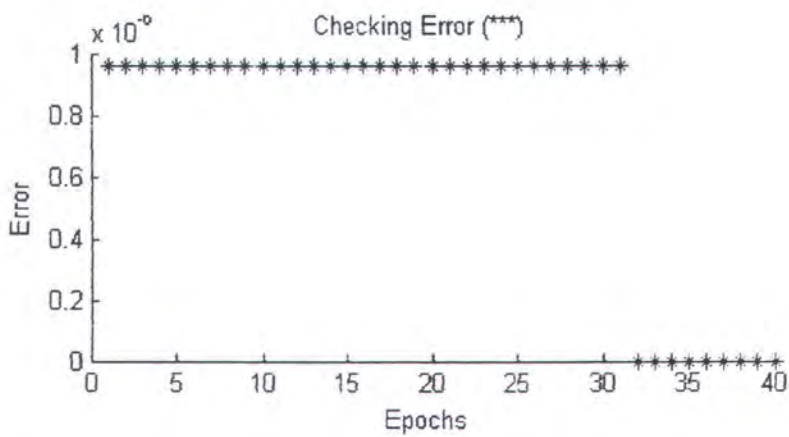
Gambar A.7 Pengujian FIS untuk keluaran komposisi produk distilat hasil *testing data*



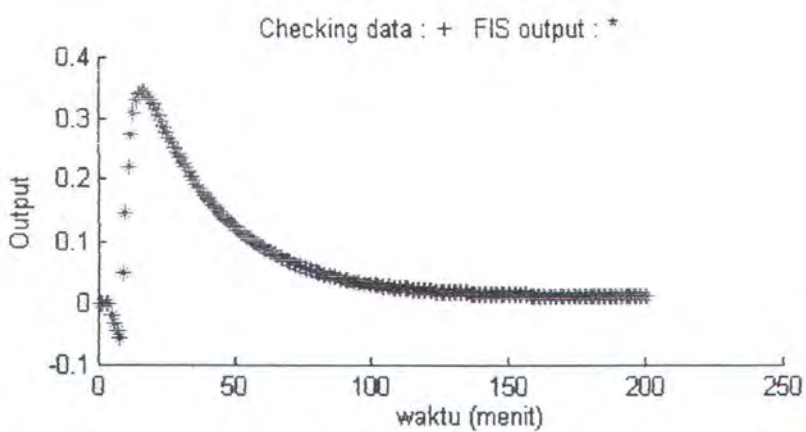
Gambar A.8 Struktur ANFIS pada keluaran komposisi produk distilat



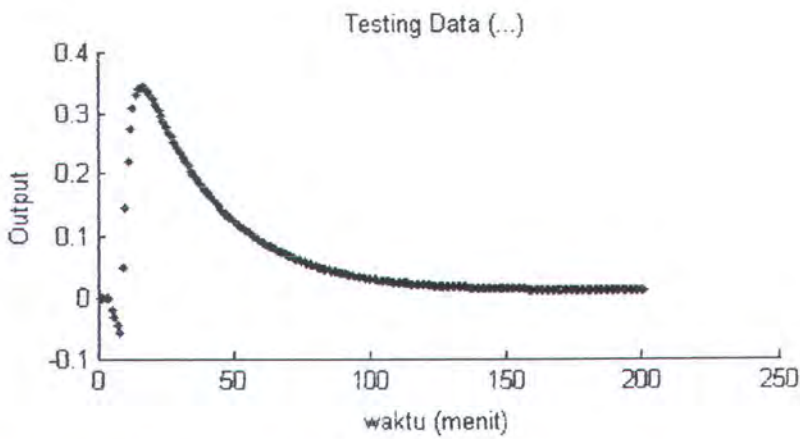
Gambar A.9 *Checking data* untuk keluaran komposisi produk bawah



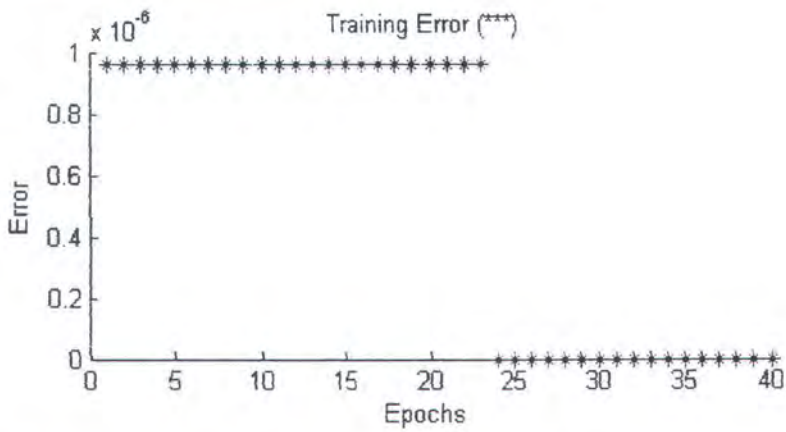
Gambar A.10 *Checking error* untuk keluaran komposisi produk bawah



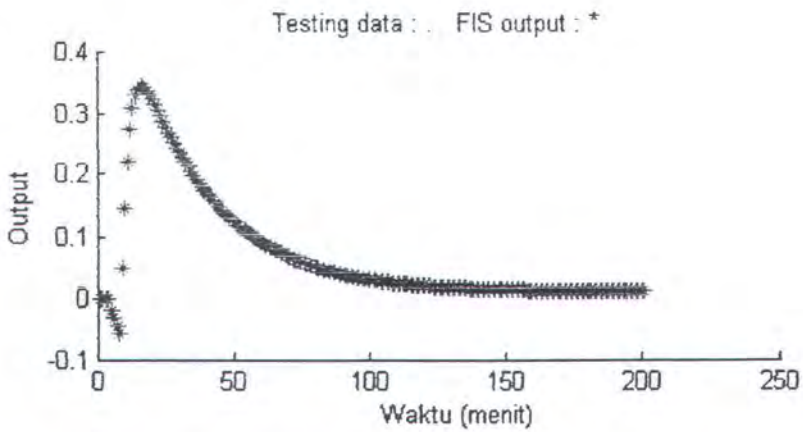
Gambar A.11 Pengujian FIS untuk keluaran komposisi produk bawah hasil *checking data* ($\text{Error prediksi} = 5.4077 \times 10^{-6}$)



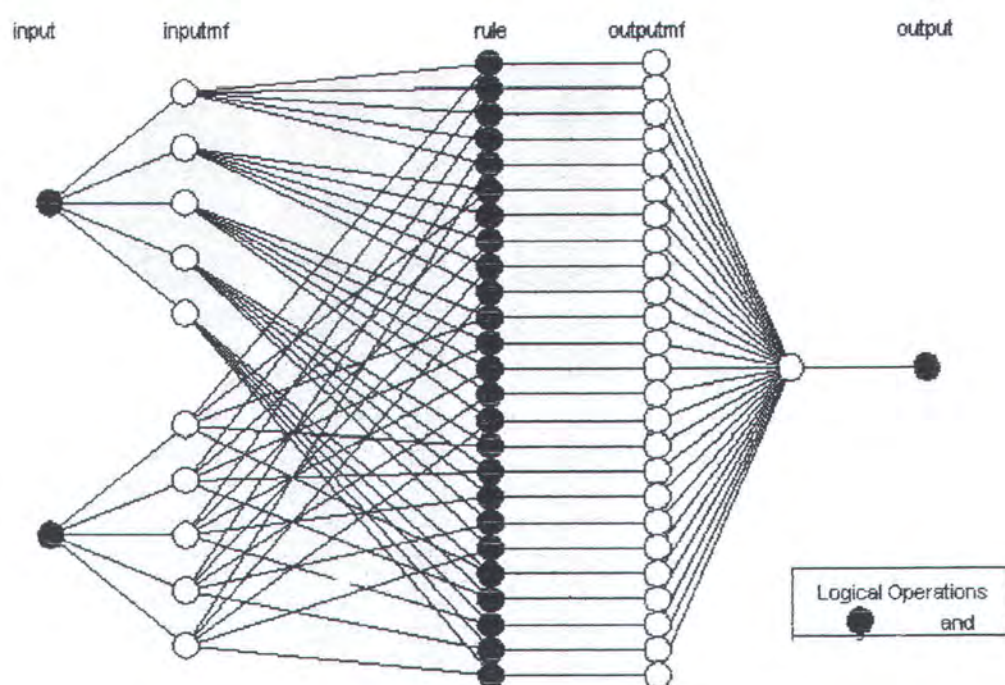
Gambar A.12 *Testing data* untuk keluaran komposisi produk bawah



Gambar A.13 *Testing error* untuk keluaran komposisi produk bawah



Gambar A.14 Pengujian FIS untuk keluaran komposisi produk bawah hasil *testing data* ($\text{Error prediksi} = 9.6142 \times 10^{-6}$)



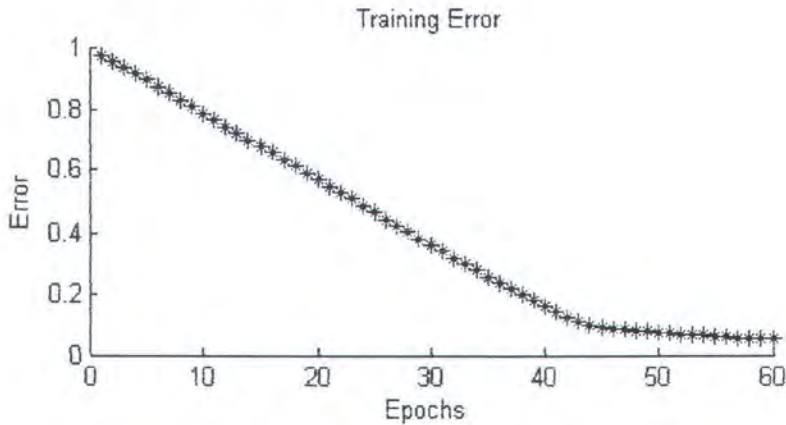
Gambar A.15 Struktur ANFIS pada keluaran komposisi produk bawah

LAMPIRAN B



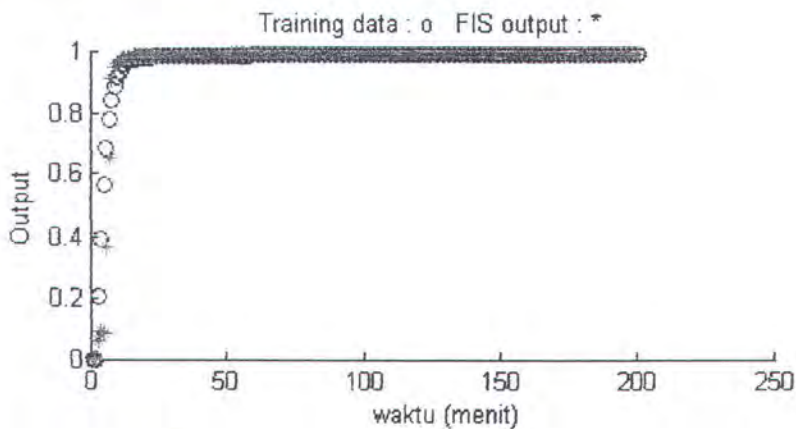
LAMPIRAN B

Gambar-gambar berikut ini menyajikan keluaran ANFIS dengan menggunakan metode optimasi *backpropagation* saja.



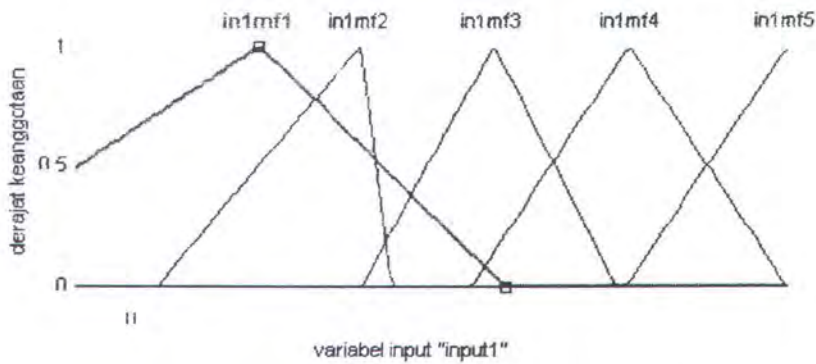
Gambar B.1 *Training error* untuk keluaran komposisi produk distilat dengan metode optimasi *backpropagation*

Pada *training error* ini, toleransi *error* dimasukkan 0.001 dengan *epoch* 60, *error*=0.050265.

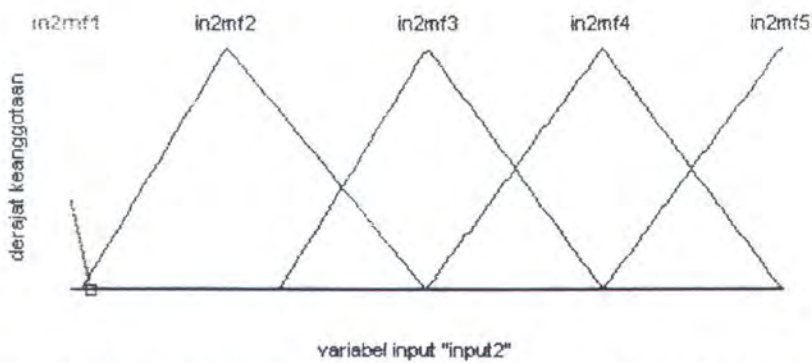


Gambar B.2 Pengujian FIS untuk keluaran komposisi produk distilat dengan metode optimasi *backpropagation*

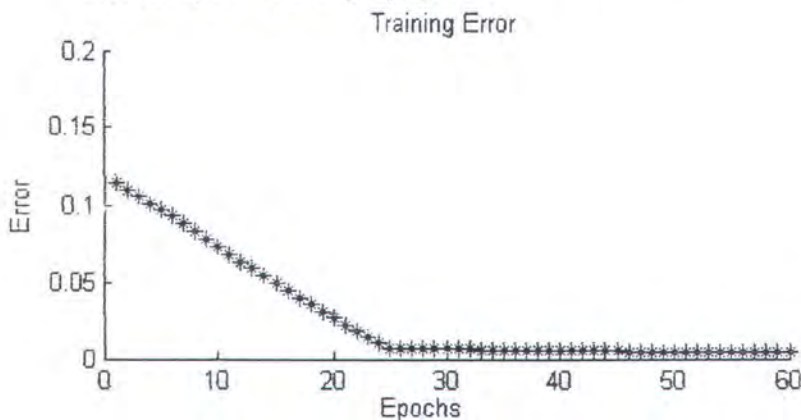
Dari pengujian ini diperoleh *error* 0.048506.



Gambar B.3 Fungsi Keanggotaan input1 keluaran komposisi produk distilat dengan metode optimasi *backpropagation*

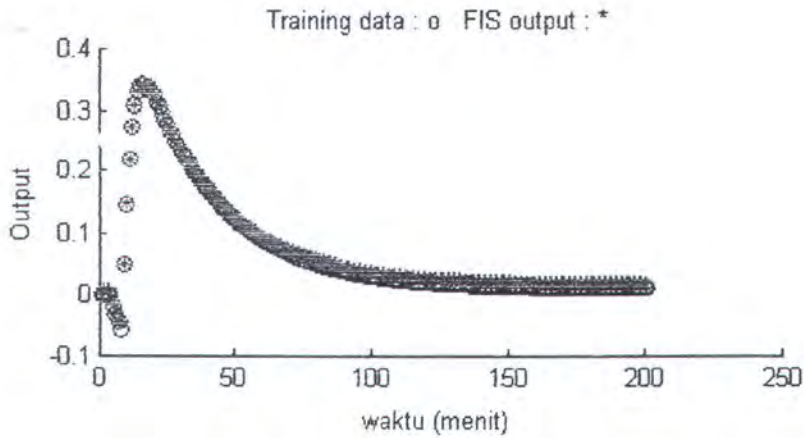


Gambar B.4 Fungsi Keanggotaan input2 keluaran komposisi produk distilat dengan metode optimasi *backpropagation*

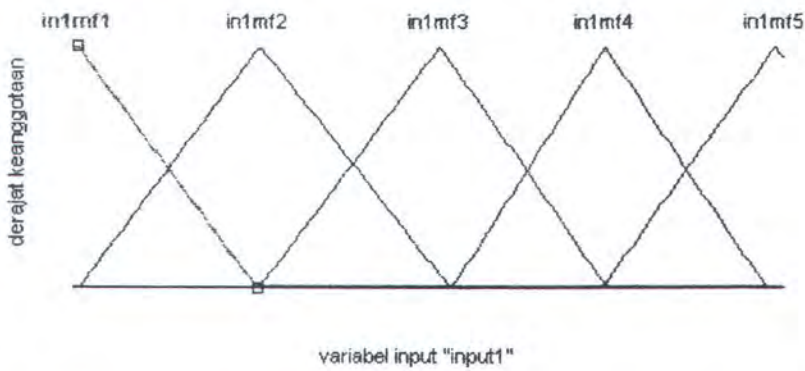


Gambar B.5 *Training error* untuk keluaran komposisi produk bawah dengan metode optimasi *backpropagation*

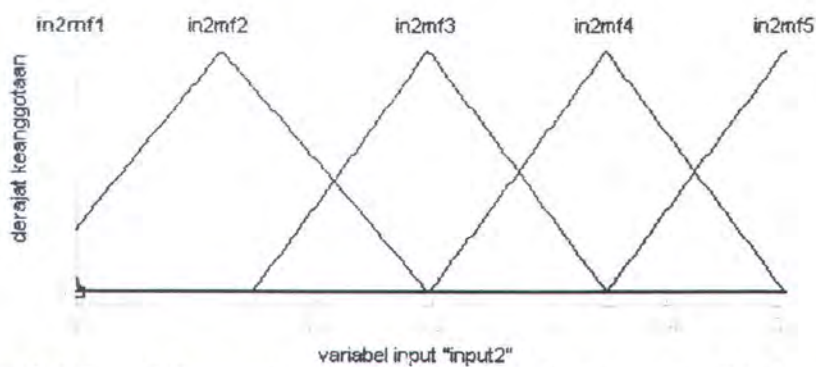
Pada *training error* ini, toleransi *error* dimasukkan 0.0001 dengan *epoch* 60, *error*=0.0048528.



Gambar B.6 Pengujian FIS untuk keluaran komposisi produk bawah dengan metode optimasi *backpropagation*



Gambar B.7 Fungsi Keanggotaan input1 keluaran komposisi produk bawah dengan metode optimasi *backpropagation*



Gambar B.8 Fungsi Keanggotaan input2 keluaran komposisi produk bawah dengan metode optimasi *backpropagation*